

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
FACULTAD DE INGENIERÍA
MAESTRÍA Y DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA



ESTRATEGIA ADAPTATIVA PARA REDUCIR EL ERROR DE
ESTIMACIÓN DE LA POTENCIA DE RUIDO EN LA DETECCIÓN
DE ENERGÍA

TESIS

Que para cubrir parcialmente los requisitos para obtener el grado de:

DOCTORA EN CIENCIAS

Presenta:

Irma Uriarte Ramírez

Directora de Tesis:

Dra. Daniela Mercedes Martínez Plata

Co-Director de Tesis:

Dr. Guillermo Galaviz Yañez

Octubre 2025

TESIS DEFENDIDA POR

Irma Uriarte Ramírez

Y APROBADA POR EL SIGUIENTE COMITÉ:

Dra. Daniela Mercedes Martínez Plata
Director de tesis

Dr. Guillermo Galaviz Yañez
Co-Director de tesis

Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga
Sinodal

Dr. Juan Pablo García Vázquez
Sinodal

Dra. Anabel Martínez Vargas
Sinodal

Mexicali, Baja California, a 30 de octubre del 2025.

RESUMEN

de la tesis de Irma Uriarte Ramírez, presentada como requisito parcial para la obtención el grado de DOCTORA EN CIENCIAS.

Mexicali, Baja California, México. Octubre 2025.

Estrategia adaptativa para reducir el error en la estimación de la potencia de ruido en la detección de energía

Aprobado por:

Dra. Daniela Mercedes Martínez Plata
Directora de tesis

Dr. Guillermo Galaviz Yañez
Codirector de tesis

El vertiginoso avance de las comunicaciones inalámbricas ha convertido al recurso espectral en un tema de gran relevancia. Dado el complejo proceso de asignación y acceso al espectro, han surgido nuevas propuestas que buscan optimizar su uso, entre ellas la compartición de espectro. Bajo este paradigma, los usuarios sin licencia pueden emplear las bandas siempre que no interfieran con los usuarios con licencia, que son aquellos titulares de los derechos sobre una porción del espectro. Una de las estrategias más prometedoras es el acceso dinámico al espectro (en su modalidad oportunista), en el cual los dispositivos aprovechan porciones del espectro que no están siendo utilizadas en determinados tiempos y ubicaciones geográficas, lo que requiere contar con técnicas confiables de detección.

La detección de energía destaca por su simplicidad y bajo costo de implementación; sin embargo, presenta una limitación crítica: depende del conocimiento preciso de la potencia de ruido para establecer un umbral de decisión adecuado. Una estimación incorrecta del ruido puede conducir a errores en la toma de decisiones, generando interferencia al usuario con licencia o desaprovechando oportunidades de uso. Diversas técnicas han sido propuestas en la literatura para la estimación de la potencia de ruido, aunque suelen estar diseñadas para escenarios específicos y enfrentan el problema de la incertidumbre de ruido.

En esta tesis se propone una metodología general para el análisis y ajuste de técnicas de estimación de potencia de ruido, con el objetivo de mejorar el desempeño de la detección de energía. La metodología se basa en la identificación y caracterización de parámetros, el análisis de su sensibilidad y correlación, así como la calibración mediante diseño de experimentos.

De este modo, es posible adaptar las técnicas existentes a distintos entornos o sistemas, incrementando la confiabilidad y eficiencia en el uso del espectro.

Palabras clave: Acceso dinámico al espectro; Detección de energía; Técnicas de estimación de la potencia de ruido; Metodología de calibración de parámetros; Diseño de experimentos

ABSTRACT

of the thesis presented by Irma Uriarte Ramírez, to partially fulfill the requirements to obtain the degree of DOCTOR OF SCIENCE.
Mexicali, Baja California, Mexico. October 2025.

Adaptive strategy to reduce noise power estimation error in energy detection

Approved by:

Dra. Daniela Mercedes Martínez Plata
Thesis Advisor

Dr. Guillermo Galaviz Yañez
Thesis Co-Advisor

The rapid advancement of wireless communications has turned the radio spectrum into a critical resource. Given the complex process of spectrum allocation and access, new approaches have emerged to optimize its use, among them spectrum sharing. Within this paradigm, unlicensed users are allowed to access spectrum bands as long as they do not interfere with licensed users, who are the rights holders of a specific portion of the spectrum. One of the most promising strategies is dynamic spectrum access (in its opportunistic mode), in which devices exploit spectrum portions that are not being used at certain times and geographic locations. This requires reliable detection techniques.

Energy detection stands out due to its simplicity and low implementation cost; however, it faces a critical limitation: it relies on accurate knowledge of the noise power to set an appropriate decision threshold. An incorrect estimation of the noise power may lead to errors in decision-making, either causing interference to licensed users or missing spectrum usage opportunities. Several techniques have been proposed in the literature to estimate noise power, but most are designed for specific scenarios and are affected by the problem of noise uncertainty.

This thesis proposes a general methodology for analyzing and tuning noise power estimation techniques in order to improve the performance of energy detection. The methodology is based on the identification and characterization of parameters, sensitivity and correlation analysis, as well as parameter calibration through design of experiments. In this way, existing techniques can be adapted to different environments or systems, increasing the reliability and efficiency of spectrum usage.

Keywords: Dynamic spectrum access; Energy detection; Noise power estimation techniques; Parameter calibration methodology; Design of experiments

*A mis hijos, Fernando y Pedro
mi mayor tesoro y la razón de cada esfuerzo.
A mi Tita que partió demasiado pronto,
pero permanece viva en mi corazón.*

AGRADECIMIENTOS

Primero agradezco profundamente a mi directora de tesis, la Dra. Daniela M. Martínez Plata, por su paciencia, su guía constante y por no soltarme, incluso en los momentos que me costaba avanzar. Gracias por tu confianza, por creer en mí y por acompañarme en este largo camino con profesionalismo y calidez. Ha sido muy especial para mí coincidir contigo en distintas etapas de la vida: primero como tu profesora, luego como amigas, y ahora como tu tesista en este proceso doctoral. Gracias Sis por estar, por quedarte y por compartir conmigo esta etapa tan significativa.

A mi familia, gracias por ser mi cimiento. A mis padres, Juve e Irma, y a mis hermanos Caro, Nati y Juve, gracias por creer en mí, por su apoyo incondicional y por darme ánimo cuando el desaliento se apoderaba de mí. A mi Nino, mi tío Cayetano, y a mis primos y primas, gracias por su generosidad, por cuidar a mis hijos cuando más lo necesité, y por sus palabras de aliento que me devolvían la esperanza. Sin ustedes, este logro habría sido mucho más difícil. A mis sobrinos y sobrinas (Diego, Ana, Carito, Antonio, Camila, Silvia y Natalia) que con sus ocurrencias hacían mis días más llevaderos

Al Dr. Ángel Andrade, Dr. Guillermo Galaviz, Dr. Juan Pablo García, Dra. Anabel Martínez y a la Dra. María Cosío, gracias por compartir su conocimiento y brindarme enseñanzas que enriquecieron este proyecto.

A Norma y Paúl, compañeros de trabajo y grandes amigos, gracias por formar un equipo fuerte, por compartir el esfuerzo diario y por hacerlo más llevadero con su compañía y apoyo constante.

A Manuel “Rosel” y Yuridia, gracias por su amistad, por su ánimo y por las conversaciones con cafecito, que se convirtieron en respiro y motivación en medio de la rutina.

A Mariana, Maribel, Salvador y Luis Fernando, el “petit comité”, por las risas infinitas en cada reunión.

A todos mis compañeros de Ingeniería Aeroespacial y de FCITEC. A cada persona que, con una palabra, un gesto, un abrazo o un silencio comprensivo, me acompañó en este proceso: este logro también es suyo.

A mis amigas y amigos de Mexicali (Chicas Cobacheras, Maestría, FIM), gracias por una amistad que ha resistido el paso del tiempo, los cambios y la distancia. Su cariño, sus palabras de aliento y su fe en mí han sido un refugio constante. Agradezco profundamente tenerlos en mi vida desde hace ya varias décadas. Su amistad es un regalo que me ha sostenido más de una vez.

Y, por supuesto, a mis hijos, porque son el motor que me impulsó incluso en los días más difíciles. Todo esto, también, es para ustedes.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. El advenimiento de la sexta generación de sistemas de comunicaciones inalámbricas (6G)	2
1.2. Contexto del problema	4
1.2.1. Disponibilidad de espectro radioeléctrico: El gran reto para las nuevas generaciones de sistemas de comunicaciones inalámbricas	5
1.3. Preguntas de investigación	12
1.4. Objetivos	14
1.4.1. Objetivo general	14
1.4.2. Objetivos específicos	14
1.5. Contribuciones	14
1.6. Organización del documento	15
2. Detección de espectro para ampliar la capacidad de las redes	16
2.1. Gestión actual del espectro radioeléctrico	18
2.1.1. Políticas de regulación para el espectro con y sin licencia . . .	19
2.1.2. Ventajas y desventajas de la gestión actual del espectro	21
2.2. <i>Compartición de Espectro (Spectrum sharing)</i> : Una propuesta para incrementar la eficiencia en el uso del espectro	22
2.2.1. Retos y oportunidades dentro del paradigma de la compartición de espectro	23
2.3. La detección de espectro como tecnología habilitadora para la compartición de espectro	24
2.3.1. Técnicas para la detección de espectro	24
2.3.2. Áreas de oportunidad en la detección de espectro	26
2.4. Detección de energía ¿sin complicaciones aparentes?	28
2.4.1. Modelos de Detección de Energía: Enfoques Teóricos y Estadísticos	29

2.4.2.	Limitaciones de la detección de energía	34
2.5.	Conclusiones del capítulo	36
3.	Estimación de la potencia de ruido en la detección de energía	37
3.1.	El ruido en los sistemas de comunicación	38
3.2.	Incertidumbre de ruido y sus efectos en la detección de energía	39
3.3.	Taxonomía de las técnicas de estimación de la potencia del ruido	42
3.3.1.	Principales atributos de los estimadores	42
3.3.2.	Clasificación de técnicas para la estimación de la potencia del ruido	43
3.4.	Conclusiones del capítulo	46
4.	Marco metodológico para el análisis y mejora de técnicas para la estimación de la potencia del ruido	47
4.1.	Enfoques identificados para el análisis y evaluación de las TEPR	49
4.2.	Etapas propuestas para el análisis y mejora de las TEPR	52
4.2.1.	Identificación y caracterización de parámetros operacionales	53
4.2.2.	Análisis de correlación	54
4.2.3.	Análisis de sensibilidad	59
4.2.4.	Calibración de parámetros	65
4.2.5.	Métricas de evaluación	66
4.3.	Conclusiones del capítulo	68
5.	Seguimiento de mínimos espectrales para la estimación de la potencia del ruido	70
5.1.	Estimador de la potencia del ruido basado en el seguimiento de los mínimos espectrales (NPE-SMT)	71
5.2.	Conclusiones del capítulo	75
6.	Evaluación del desempeño del algoritmo NPE-SMT a partir de la calibración de parámetros operacionales	76
6.1.	Implementación de la metodología en el análisis y calibración de los parámetros del algoritmo NPE-SMT	76
6.1.1.	Identificación y caracterización de las variables relevantes	77
6.1.2.	Análisis de correlación	78
6.1.3.	Estudio de sensibilidad	87
6.1.4.	Calibración de parámetros	102
6.1.5.	Estrategia de calibración	103
6.1.6.	Métricas de evaluación	105

6.2.	Descripción del modelo de evaluación	109
6.2.1.	Representación de la señal primaria	110
6.2.2.	Modelo de canal radio	111
6.2.3.	Métricas de evaluación	112
6.3.	Desempeño del ED con umbral adaptativo utilizando el NPE-STM con parámetros calibrados	112
6.3.1.	Consideraciones finales sobre el desempeño y la metodología aplicada	117
7.	Conclusiones y trabajo futuro	119
7.1.	Síntesis de los hallazgos principales	119
7.2.	Limitaciones del estudio	121
7.3.	Trabajo futuro	122
7.4.	Aportaciones académicas	123
7.5.	Impacto en la investigación	125

Índice de figuras

2.1. Regiones de la ITU	19
2.2. Regiones de probabilidad en el detector de energía.	33
4.1. Etapas del marco metodológico para el análisis y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido	48
4.2. Diagrama de dispersión que muestra una correlación positiva entre dos variables	56
4.3. Diagrama de dispersión que muestra una correlación negativa entre dos variables	56
4.4. Diagrama de dispersión que muestra una correlación no lineal	57
4.5. Diagrama de dispersión que muestra que no hay correlación entre dos variables	57
5.1. Proceso para la estimación de la potencia de ruido mediante el seguimiento de los mínimos espectrales	72
6.1. Variable de respuesta, factores y niveles para el experimento	77
6.2. Flujo de simulación para la estimación de la potencia del ruido. . . .	80
6.3. Diagrama de dispersión para η y $\hat{\sigma}_w^2$	81
6.4. Diagrama de dispersión para δ y $\hat{\sigma}_w^2$	83
6.5. Diagrama de dispersión para α_p y $\hat{\sigma}_w^2$	84
6.6. Diagrama de dispersión para α_d y $\hat{\sigma}_w^2$	85
6.7. Diagrama de dispersión para $1/c$ y $\hat{\sigma}_w^2$	87
6.8. Análisis de varianza para el experimento propuesto	95
6.9. Gráfica de residuos para sigma	96
6.10. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados	98
6.11. Efectos principales para los 5 parámetros de NPE-SMT	99
6.12. Interacción de los parámetros de NPE-SMT	101
6.13. Valor medio de la estima en función del número de muestras	107

6.14. Varianza de la estima en función del número de muestras	108
6.15. MSE de la estima en función del número de muestras	108
6.16. Escenario considerado para la evaluación del detector de energía . . .	110
6.17. Magnitudes de las subportadores recibidas de una señal OFDM ge- nerada de acuerdo al estándar LTE. Recuperada de https://www. mathworks.com/company/technical-articles/understanding-and-demodulating- lte-signals.html	111
6.18. Curvas P_{FA} - P_{FA}	115
6.19. Curvas ROC	116
6.20. Curvas de error total	117

Índice de tablas

2.1. Cuadro comparativo de las ventajas y desventajas de cada una de las técnicas de detección de espectro.	27
4.1. Cuantificación de la diversidad de trabajos académicos relacionados con la EPR y sus orientaciones principales a través de la búsqueda sistemática en la base de datos de Google Académico.	50
6.1. Condiciones iniciales para los parámetros NPE-SMT	79
6.2. Conjuntos de valores para el umbral $\delta(k)$	82
6.3. Valores utilizados para los niveles de cada variable.	89
6.4. Análisis de Varianza (ANOVA)	91
6.5. Nombres de las variables	93
6.6. Resultados con parámetros ajustados con resultados del estudio de correlación	114
6.7. Resultados con parámetros ajustados con resultados del estudio de sensibilidad	114

Capítulo 1

Introducción

Durante la década de los años 60 se creó el término *Sociedad de la Información*, el cual fue formalizado por el sociólogo japonés Yoneji Masuda en su libro *The Information Society as Post-Industrial Society* [1]. La filosofía que planteó la denominada sociedad de la información transformó la previa sociedad industrial para dar un rol protagónico a la información y la comunicación en la organización de la economía y la sociedad mundial. Con el transcurso de los años, este cambio de paradigma en las estructuras sociales ha planteado la necesidad de desarrollar tecnologías de comunicación que faciliten la información, la conectividad, la ubicuidad y que sean capaces de satisfacer las exigencias de una sociedad cada vez más densa y compleja [2].

Sin duda, la evolución de los sistemas de comunicaciones móviles es un factor que ha sido fundamental para el desarrollo y evolución de la sociedad de la información. Desde la primera generación (1G) de los sistemas móviles celulares, desplegada a inicios de la década de los años ochenta, los esfuerzos en investigación y desarrollo de estos sistemas se han concentrado en otorgar al ser humano la posibilidad de mantenerse en comunicación constante, en todo momento y desde cualquier lugar, a través de servicios de voz, datos y video. Además, en la última década, el enfoque ha evolucionado hacia la habilitación de la comunicación entre humanos y su entorno [3], mediante tecnologías como el *Internet de las cosas* (IoT, por sus siglas en inglés *Internet of Things*) y su expansión hacia el *Internet de Todo* (IoE, por sus siglas en inglés *Internet of Everything*). Este nuevo enfoque de paradigma de comunicación, que incluye interacciones hombre-máquina y máquina-máquina, requiere de nuevas capacidades para los sistemas móviles, como velocidades de transmisión de datos por encima de 1 terabyte por segundo (TB/s), alta eficiencia energética, interoperabilidad entre distintos sistemas inalámbricos, latencias inferiores a 1 milisegundo (ms), redes ultradensas, entre otros [3], [4].

A través de un recorrido por la evolución de los sistemas de comunicaciones inalámbricas, es posible identificar que en cada cambio de generación se han incorporado tecnologías diseñadas para responder a nuevas necesidades de los usuarios. Estas necesidades surgen a medida que las sociedades avanzan y sus dinámicas se vuelven más complejas.

1.1. El advenimiento de la sexta generación de sistemas de comunicaciones inalámbricas (6G)

A finales del 2018, la empresa estadounidense Verizon anunció el despliegue del primer servicio comercial de internet de banda ancha basado en la tecnología 5G [5]. A partir de ese momento, las principales compañías de telecomunicaciones a nivel mundial iniciaron con los preparativos para sus respectivos despliegues de redes 5G [6]. En este respecto, el Proyecto de Asociación de Tercera Generación, o *3rd Generation Partnership Project (3GPP)* concentra esfuerzos para promover el desarrollo de los estándares y tecnologías necesarias para acompañar y regular estos despliegues.

A la par de los despliegues de las redes 5G, diversas instancias regulatorias, académicas e industriales a nivel mundial se han dado a la tarea de trabajar en la definición de la sexta generación de los sistemas de comunicaciones inalámbricas (6G), la cual se espera que sea la tecnología habilitadora para la sociedad de la información inteligente de la próxima década [7].

En la actualidad, es relativamente sencillo adquirir un dispositivo inteligente (también conocido como *smart device*, por su denominación en inglés)¹; así mismo, de acuerdo al comunicado de prensa emitido a finales del 2023 por la Unión Internacional de Telecomunicaciones (*ITU, por sus siglas en inglés International Telecommunication Union*), más del 67% de la población mundial tiene acceso a servicios de internet². Adicionalmente, fenómenos de impacto mundial como la pandemia provocada por el coronavirus SARS-CoV-19 generaron un cambio radical en la manera en la que las personas realizan muchas de sus actividades cotidianas. Como ejemplo de lo anterior, a partir del año 2020, incrementó considerablemente el uso de

¹De acuerdo con el sitio ICCSI (<https://iccsi.com.ar/dispositivos-inteligentes-definicion/>) un dispositivo inteligente es aquel que va más allá de las funciones tradicionales y ofrece características avanzadas que mejoran la experiencia del usuario y brindan mayores capacidades. Estos dispositivos están conectados a Internet y pueden interactuar con otros dispositivos y sistemas para realizar tareas de manera más eficiente y efectiva.

²Comunicado de prensa publicado en <https://www.itu.int/es/mediacentre/Pages/PR-2023-09-12-universal-and-meaningful-connectivity-by-2030.aspx>

servicios digitales para compras electrónicas, videoconferencias, telemedicina, educación a distancia, entre otros; apresurando la transformación digital que debió darse desde hace décadas, con el objetivo de proporcionar la conectividad necesaria para que tanto los individuos como las organizaciones pudieran adaptarse y sobrellevar la crisis económica y social derivada de la cuarentena [8]. Estos elementos evidencian que la sociedad de la información se encuentra en una coyuntura que requiere importantes cambios en los paradigmas de la información y la comunicación, y para ello, las tecnologías habilitadoras deben evolucionar a pasos acelerados.

En la propuesta *Network 2023* presentada en [9], se describe una visión para las redes de la década del 2030 como una evolución de las capacidades establecidas en el marco de referencia IMT-2020 desarrollado por la ITU. Esta evolución basada en la infraestructura 5G busca ampliarse para cubrir las necesidades de los servicios y aplicaciones de comunicación. Si bien, la definición formal de la 6G se encuentra aún en sus etapas iniciales, conceptos como *inteligencia artificial (IA)*, *radio inteligente*, *conocimiento federado*, *espectro compartido basado en cadena de bloques*, *comunicaciones y computación cuántica* empiezan a ser convergentes entre los diversos trabajos que abordan la visión de la 6G [3], [7], [10]. De acuerdo a [3], a diferencia de las generaciones previas, la 6G será transformadora y revolucionará los sistemas inalámbricos mediante el cambio de paradigma de *conectar cosas a conectar inteligencias*, para lo que plantea requerimientos más estrictos, entre los que se destacan:

- Tasas de transmisión de hasta 1 terabyte por segundo (Tb/s).
- Alta eficiencia energética, con la capacidad de soportar dispositivos IoT libres de baterías.
- Control masivo de baja latencia, considerando latencias de hasta 1 milisegundo (ms) de principio a fin.
- Bandas de frecuencia anchas, por ejemplo, de los 73 a los 140 GHz y de 1 a 3 THz.
- Cobertura de red global de banda ancha para proveer conectividad ubicua, integrando sistemas terrestres y satelitales.
- Inteligencia conectada y aprendizaje automático (ML, por sus siglas en inglés *Machine Learning*).

En este sentido, aumentar la eficiencia la eficiencia espectral y energética, ampliar la disponibilidad de ancho de banda y el reducir el consumo energético son algunos de

los principales desafíos críticos que deben ser resueltos para un adecuado despliegue de las redes de 6G [11].

Por otro lado, además de las capacidades de banda ancha móvil mejorada (eMBB por sus siglas en inglés *enhanced mobile broadband*), comunicaciones ultra confiables y de baja latencia (uRLLC por sus siglas en inglés *ultra-reliable and low-latency communications*) y comunicaciones masivas de tipo máquina (mMTC por sus siglas en inglés *massive machine-type communications*) que soportan las redes 5G, para las redes 6G se proponen tres capacidades mejoradas adicionales:

- Comunicaciones orientadas al cómputo. Los nuevos dispositivos inteligentes requerirán esquemas de cómputo distribuido para habilitar funcionalidades clave, como el procesamiento local de datos, la respuesta en tiempo real y una mayor eficiencia energética.
- uRLLC definidas por los eventos. En contraste con los escenarios de aplicación de las uRLLC de la 5G en donde los recursos redundantes se destinaban para compensar las posibles incertidumbres de la red, en la 6G será necesario dar soporte a las uRLLC en eventos extremos o situaciones de emergencia, en las que las densidades de dispositivos, los patrones de tráfico y la disponibilidad de espectro e infraestructura cambien de manera temporal y espacial.
- Comunicaciones eMBB contextualmente ágiles. Se espera que la oferta de servicios en los sistemas 6G sea más ágil y adaptativo al contexto de las redes, por ejemplo, capacidad de adaptarse al nivel de congestión del enlace y a la topología de red, la ubicación, movilidad, entre otros.

De acuerdo con lo anterior, se espera que el diseño de la arquitectura para los sistemas 6G permita que la red sea *inteligente, ágil, capaz de aprender y adaptarse de acuerdo a las dinámicas del entorno de red*.

1.2. Contexto del problema

Diversos autores [7], [12], [13] coinciden en que, ante la creciente demanda de espectro radioeléctrico para atender a un número cada vez mayor de usuarios y dispositivos conectados, es fundamental transformar las tecnologías de acceso de radio, los protocolos para la gestión eficiente de los recursos espectrales y las estrategias de compartición de espectro. Estos elementos son aspectos fundamentales en el diseño de las redes del futuro. Estos autores incluso argumentan que las tecnologías que suceden a la LTE (por sus siglas en inglés, *Long Term Evolution*), como es el caso de

LTE-Advanced, no serán suficientes para asegurar el éxito en las redes 6G si no se logra incrementar la disponibilidad de bandas de radiofrecuencias. En este sentido, se vuelve imperativo identificar mecanismos que permitan ampliar la disponibilidad del recurso espectral necesario para cumplir satisfactoriamente con las velocidades de transmisión y latencias vislumbradas para la 6G [14].

1.2.1. Disponibilidad de espectro radioeléctrico: El gran reto para las nuevas generaciones de sistemas de comunicaciones inalámbricas

La operación de cualquier sistema de comunicaciones inalámbricas requiere de un recurso intangible fundamental: el espectro radioeléctrico. El espectro radioeléctrico, también conocido como espectro de radio o espectro de frecuencias, se refiere a la banda de frecuencias comprendida entre los 10 kHz y 300 GHz que pueden ser utilizadas para la transmisión de información por la vía inalámbrica [15]. El desarrollo y despliegue de tecnologías inalámbricas tiene un impacto directo en el uso del recurso espectral, ya que a medida que se incrementa el número de tecnologías y servicios inalámbricos desplegados, se reduce la cantidad de espectro radioeléctrico disponible para la operación de las nuevas tecnologías inalámbricas prospectadas para el futuro.

La administración actual del recurso espectral se realiza mediante acuerdos y políticas internacionales de regulación, los cuales tienen como objetivo principal la operación segura, confiable y libre de interferencias entre los distintos sistemas de comunicaciones inalámbricas [16]. Sin embargo, a pesar de los esfuerzos en materia de regulación, desde hace décadas se habla de una potencial escasez de espectro, haciendo referencia a la poca disponibilidad de bandas de frecuencias adecuadas para las tecnologías inalámbricas emergentes [16]. Un aspecto importante en la administración del espectro es que las políticas regulatorias tradicionales establecen que el espectro debe ser segmentado en bandas específicas, asignadas de manera exclusiva a ciertos servicios o tecnologías. Por ejemplo, algunas bandas están reservadas para comunicaciones móviles, otras para servicios satelitales, radiodifusión, o redes Wi-Fi [17]. Esta asignación rígida implica que, incluso si una tecnología utiliza la banda solo durante una fracción del tiempo, otras tecnologías no pueden aprovechar ese espacio libre. No obstante, diversos autores señalan que esta forma de gestión se ha vuelto insuficiente frente a la rápida evolución de las tecnologías inalámbricas, como las redes 5G y las redes futuras, cuyos requerimientos de conectividad, latencia y densidad de dispositivos están llevando al límite la capacidad de los organismos reguladores para administrar eficientemente el recurso espectral, generando la necesidad de explorar nuevos paradigmas de gestión que permitan aprovechar el espectro no utilizado de

manera más flexible e inteligente [18], [19].

La filosofía del espectro compartido

Como todas las generaciones que le antecedieron, el éxito de la 6G dependerá en gran manera de la disponibilidad del recurso espectral necesario para su despliegue. No obstante, esta disponibilidad enfrenta dos limitaciones principales: por un lado, las bandas de frecuencia bajas y medias se encuentran saturadas y las bandas de alta frecuencia presentan restricciones de propagación; y por otro lado, la rigidez de los procesos regulatorios de asignación y liberación de espectro. Si bien los organismos reguladores trabajan por optimizar el uso del espectro disponible, las crecientes demandas de conectividad hacen evidente la necesidad de explorar nuevos esquemas que permitan incrementar la eficiencia en la gestión de los recursos espectrales [20].

Históricamente, los organismos reguladores han empleado diversos enfoques para la administración y asignación del espectro: a) La asignación administrativa en donde los reguladores otorgan derechos para el acceso a bandas específicas frecuencia [21]; b) la asignación basada en el mercado, en donde las decisiones sobre la asignación de las bandas de frecuencias se basan en un esquema mercantil o de subastas [22]; c) las bandas de frecuencia de acceso compartido, en donde no se asignan derechos exclusivos de uso del espectro, pero se definen tecnologías específicas que pueden acceder de manera compartida al espectro, como es el caso de las bandas de frecuencias industriales, científicas y médicas (ISM, por sus siglas en inglés *Industrial, Scientific and Medical*) [23]; y d) la compartición de espectro, paradigma que surge a partir de estudios en donde se demuestra que existen bandas de frecuencia asignadas para uso exclusivo de algunas tecnologías que no se utilizan en la totalidad del tiempo, abriendo oportunidades para que puedan ser aprovechadas por otras tecnologías, siempre y cuando se asegure que este uso secundario del espectro no perjudicará la operación regular de las tecnologías prioritarias por derecho de uso [24].

El enfoque de la compartición de espectro ha cobrado relevancia significativa tanto en la academia como en la industria durante la última década, siendo considerado como una de las propuestas habilitadoras para incrementar las capacidades de las redes 4G, 4.5G y 5G. No es de extrañar que la compartición de espectro siga siendo candidata para ampliar la disponibilidad de espectro en las redes 6G, sobre todo, considerando la alta heterogeneidad de redes y la coexistencia de múltiples tecnologías visualizadas en las definiciones iniciales de esta nueva generación de comunicaciones [25]. No obstante, es importante reflexionar sobre algunos elementos claves para la correcta ejecución del espectro compartido:

- Regulación y políticas. Si bien, las autoridades reguladoras como la Comisión

Federal de Comunicaciones (FCC, por sus siglas en inglés *Federal Communications Commission*) en los Estados Unidos y la ITU a nivel global, han adoptado enfoques más flexibles, como el uso compartido del espectro y las licencias dinámicas, aún existe una brecha significativa entre las definiciones regulatorias y su aplicación práctica. En América Latina, incluido México, los marcos regulatorios han avanzado lentamente hacia esas prácticas. Pese a que existen esfuerzos en materia regulatoria y en la liberación de bandas para servicios móviles, la implementación generalizada de espectro compartido aún enfrenta barreras técnicas, institucionales y políticas. En este sentido, la evolución de los marcos regulatorios continúa siendo un área de oportunidad crítica para facilitar acuerdos que permitan el uso compartido en todas las bandas útiles para la radiocomunicación [26].

- Seguridad y privacidad. El acceso compartido al espectro introduce nuevos desafíos en términos de seguridad, tanto para los dispositivos que harán uso secundario del espectro, como para los dispositivos propietarios del mismo. Entre las principales problemáticas que deben resolverse para la habilitación del espectro compartido está el riesgo de interferencia maliciosa, los ataques de suplantación que tienen la intención de falsificar señales de tal forma que se tomen decisiones incorrectas sobre la ocupación del espectro y la exposición de información sensible sobre los usuarios propietarios del espectro y sus patrones de comunicación. Estos escenarios demandan soluciones en materia de seguridad como el diseño de mecanismos de verificación, autenticación y cifrado de señales, así como sistemas de detección que permitan minimizar el riesgo de interferencia accidental o maliciosa [27].
- Tecnologías habilitadoras. El éxito de la compartición de espectro reside principalmente en la capacidad de asegurar el uso secundario no intrusivo del espectro radioeléctrico. Para ello, las tecnologías de acceso de radio deben incorporar capacidades avanzadas, para analizar periódicamente el espectro y adaptar sus parámetros de transmisión en función de las bandas disponibles y los lineamientos regulatorios establecidos para el uso secundario. En este sentido, aún existen una serie de desafíos tecnológicos que deben ser resueltos para lograr una coexistencia efectiva y sin interferencia entre múltiples servicios y dispositivos en un mismo rango de frecuencias [28].

De manera general, las propuestas para la compartición del espectro se pueden clasificar en dos categorías principales: estrategias basadas en infraestructura [29], [30] y estrategias autónomas [31], [32]. A continuación, se mencionan algunas de las propuestas más destacadas en cada categoría:

- Estrategias basadas en infraestructura
 1. Redes de acceso compartido. Se basan en el uso conjunto de elementos de infraestructura física (como estaciones base, antenas o nodos de red) por parte de múltiples operadores o proveedores de servicios, lo cual permite reducir costos operativos y aprovechar de manera más eficiente el espectro asignado a cada uno.
 2. Sistemas de acceso dinámico al espectro. Emplean una combinación de bases de datos centralizadas y sensores distribuidos para permitir el acceso controlado al espectro en tiempo real. Las bases de datos almacenan información crítica sobre el uso del espectro, como qué bandas están asignadas, quiénes son los usuarios primarios y los parámetros de operación permitidos (como potencia o prioridad). Por su parte, los sensores ubicados en diferentes puntos de la red, detectan en tiempo real la ocupación real del espectro. Con esta información, los dispositivos secundarios pueden consultar la base de datos y confirmar, antes de transmitir, si existe una banda disponible en su ubicación, evitando interferencias con los usuarios primarios. Así, el acceso no se da de forma arbitraria, sino autorizado bajo ciertas condiciones y monitorizado continuamente
 3. Acceso a través de licencias compartidas. Este modelo permite que múltiples usuarios operen en una misma banda de frecuencia bajo un esquema de licencia regulada. Las condiciones establecidas por el ente regulador pueden incluir límites de potencia, restricciones geográficas, horarios de operación y requisitos de coordinación entre usuarios, todo con el fin de evitar interferencias y garantizar la calidad del servicio para todos los actores involucrados.

- Estrategias autónomas
 1. Redes de radios cognitivas. Se basan en el uso de radios cognitivas, una clase de sistemas de comunicación capaces de detectar automáticamente el entorno espectral, identificar bandas libres y ajustar sus parámetros de transmisión de manera dinámica para evitar interferencias y optimizar el uso del espectro.
 2. Enfoques basados en IA y ML. Los enfoques basados en Inteligencia Artificial (IA) y Aprendizaje Automático (ML, por sus siglas en inglés) se apoyan en algoritmos capaces de imitar procesos cognitivos humanos, como el razonamiento y la toma de decisiones (IA), así como en técnicas que

permiten a los sistemas aprender patrones a partir de datos y mejorar su desempeño con la experiencia (ML). En el ámbito de las comunicaciones inalámbricas, estos enfoques se emplean para predecir el uso del espectro y tomar decisiones de compartición de manera autónoma, sin necesidad de intervención humana.

3. Redes Ad-Hoc y redes de malla. Permiten la comunicación directa entre dispositivos sin necesidad de una infraestructura centralizada, facilitando el uso eficiente del espectro disponible.

Estas propuestas buscan incrementar la eficiencia en el uso del espectro, ya sea a través de la infraestructura existente o mediante soluciones autónomas que se adapten dinámicamente a las condiciones del entorno.

La detección de espectro

La detección de espectro es fundamental en propuestas de compartición autónomas, ya que permite identificar las bandas de frecuencia disponibles y generar información sobre sus patrones de uso. Esta información es clave para mejorar la eficiencia espectral y evitar interferencias entre usuarios primarios (PU, por sus siglas en inglés *Primary Users*) y secundarios (SU, por sus siglas en inglés *Secondary Users*).

Los métodos para obtener la información detallada sobre el uso del espectro están evolucionando, transitando desde técnicas tradicionales (detección de energía, filtro acoplado) hacia enfoques avanzados (técnicas basadas en IA, híbridas) [33]. Esta transición responde a la exigencia de las redes de nueva generación, como 6G, que demandan estrategias avanzadas para la gestión eficiente del espectro radioeléctrico.

En este contexto, la detección de espectro facilita la identificación de oportunidades de uso sin licencia, sino que también contribuye a las aplicaciones que requieren de baja latencia y alta confiabilidad, como la comunicación entre vehículos autónomos y el internet de las cosas.

La elección de la técnica de detección adecuada depende de la disponibilidad de información de la señal primaria (por ejemplo, el tipo de modulación, la potencia o la frecuencia), la sensibilidad al ruido, los requisitos de latencia y la complejidad del sistema. Independientemente de la técnica utilizada, la estimación precisa de parámetros es fundamental para lograr una detección efectiva del espectro. Entre los parámetros clave se encuentran:

- **Umbral de detección:** Define el nivel a partir del cual se considera que una señal está presente en el espectro.

- **Potencia del ruido:** Es esencial para evitar falsas alarmas o detecciones erróneas, ya que el cálculo incorrecto puede afectar la identificación de bandas disponibles.

Una estimación inexacta de estos parámetros puede llevar a errores en la identificación del espectro disponible, lo que resultaría en interferencias y degradación del servicio. Por esta razón, los métodos de detección de espectro deben incorporar algoritmos robustos de estimación de parámetros, capaces de adaptarse a las dinámicas del entorno radioeléctrico [34].

A lo largo de los años, se han desarrollado diversas técnicas para la detección de espectro, las cuales pueden clasificarse en tres categorías principales [35]:

- **Técnicas basadas en información:** Requieren conocimiento previo sobre la señal primaria, como el tipo de modulación y la potencia transmitida. Como ejemplos de estas técnicas se tienen la detección por filtro acoplado y la detección basada en características cicloestacionarias [36], [37].
- **Técnicas ciegas:** No requieren información previa sobre la señal primaria. Se basan en el análisis de características estadísticas del entorno, como la detección por matriz de covarianza y la detección basada en valores propios [38].
- **Técnicas semiciegas:** Combinan elementos de las dos categorías anteriores, utilizando información parcial del entorno o de la señal primaria. Entre ellas se encuentran la detección basada en la transformada de ondeleta y la detección de energía [39], [40].

La detección de espectro es una tecnología habilitadora para ciertos escenarios de uso de la futura red 6G, especialmente para aquellos que requieren operaciones descentralizadas, como las comunicaciones vehiculares, las redes ad-hoc o las situaciones de emergencia en donde no existe infraestructura de red convencional. A diferencia de las redes 5G, en donde la asignación de canales sigue siendo gestionada de manera centralizada por la estación base, la visión hacia 6G contempla entornos más dinámicos, densos y autónomos, donde los dispositivos podrían necesitar identificar de manera local las oportunidades de transmisión del espectro. En este contexto, la correcta estimación de la potencia del ruido y por ende del umbral de detección resultan fundamentales para asegurar el uso adecuado del recurso radioeléctrico [41].

Diversidad y limitaciones de los estimadores de la potencia del ruido: necesidad de una metodología de ajuste

En la literatura especializada se ha documentado una gran diversidad de técnicas para la estimación de la potencia del ruido (TEPR), muchas de ellas desarrolladas para contextos específicos como la mejora del habla, la reducción del ruido en imágenes o la detección de espectro en sistemas de comunicaciones. Esto ha generado un conjunto de estimadores que incluye desde técnicas clásicas, como la estimación basada en promedios o análisis espectral, hasta enfoques más recientes que incorporan modelos adaptivos o basados en inteligencia artificial.

En muchos casos, los nuevos algoritmos no surgen desde cero, sino como modificaciones o adaptaciones de técnicas preexistentes. Tal es el caso del algoritmo de seguimiento de mínimos espectrales (MS), cuya evaluación ha dado lugar a variantes. Sin embargo, esta flexibilidad también introduce desafíos: los parámetros de operación de estos algoritmos son definidos frecuentemente con base a criterios empíricos, sin una metodología formal que asegure su desempeño óptimo o su capacidad de generalización [42], [43].

Esta situación presenta varios problemas:

- **Dificultad para comparar estimadores:** dado que cada técnica ha sido diseñada bajo supuestos distintos, con métricas y entornos específicos, su comparación directa es limitada.
- **Ausencia de lineamientos claros para el ajuste de parámetros:** los valores asignados a los parámetros internos suelen derivarse de pruebas aisladas, sin considerar la interacción entre ellos o su sensibilidad ante cambios de entorno.
- **Limitada capacidad de adaptación:** un estimador que funciona bien en un entorno de voz puede fallar en un sistema de detección de espectro si no se ajustan sus parámetros adecuadamente.

Lo anterior evidencia la necesidad de una metodología sistemática que permita analizar, caracterizar y ajustar los parámetros de los estimadores de la potencia del ruido. Más que proponer nuevas técnicas, resulta pertinente explorar si es posible adaptar técnicas existentes mediante la calibración de sus parámetros operacionales, considerando las condiciones específicas de cada aplicación. Para ello, se requiere una metodología estructurada que facilite el análisis del comportamiento de las técnicas bajo distintos escenarios, la identificación de sus parámetros clave y la optimización de su configuración.

El desarrollo de un marco metodológico no solo permitirá la evaluación y comparación objetiva entre técnicas, sino que también habilitará su ajuste y adaptación a nuevas aplicaciones, como la detección de energía en entornos de espectro compartido. De este modo, se avanza hacia estimadores más confiables, adaptables y robustos para enfrentar los desafíos de escenarios complejos y cambiantes, como los que impone la evolución hacia las redes 6G.

1.3. Preguntas de investigación

A partir de la relevancia que tiene la compartición del espectro para la interoperabilidad en las redes inalámbricas del futuro, se identifica a la detección de espectro como un elemento fundamental para los sistemas 6G. La detección de espectro consiste en la identificación de las bandas de frecuencias que se encuentran disponibles en un tiempo y espacio determinados, a partir del procesamiento y análisis de las señales recibidas por el sistema de radio cognitiva. La radio cognitiva, propuesta por Mitola [44], se define como un sistema inalámbrico capaz de percibir su entorno electromagnético y adaptar sus parámetros de transmisión para optimizar el uso del espectro sin causar interferencia a los usuarios primarios. A pesar de que existe una diversidad de técnicas que permiten la detección de espectro, la detección de energía ha sido ampliamente utilizada debido a su bajo costo computacional y al hecho de que no requiere información previa sobre las señales que serán detectadas.

Sin embargo, para que esta técnica alcance un desempeño confiable, es necesario que el umbral de decisión del detector esté correctamente calibrado. Este umbral depende directamente de la potencia del ruido presente en el entorno, por lo que una estimación precisa de dicha potencia es crucial para evitar errores en la decisión sobre la ocupación del espectro. Específicamente, un error en la estimación puede provocar un umbral subóptimo, lo que incrementa la probabilidad de falsas alarmas o de detecciones erróneas. En el primer caso, se corre el riesgo de interferir con el usuario primario, mientras que en el segundo, se pierden oportunidades valiosas de aprovechar el espectro disponible, afectando directamente la eficiencia en su utilización.

En respuesta a esta necesidad, se han desarrollado diversas técnicas para la estimación de la potencia del ruido. Estas técnicas se diseñaron en su mayoría para aplicaciones concretas, como mejora del habla, cancelación de ruido en audio, detección de señales en entornos fijos o análisis de imágenes. Cada una de ellas responde a supuestos y condiciones particulares, por lo que su implementación directa en otros escenarios no garantiza un buen desempeño. Además, estas técnicas presentan estructuras y parámetros muy distintos, lo cual dificulta su comparación y su adopción en aplicaciones emergentes que requieren adaptabilidad y desempeño robusto.

Una limitación frecuente en la literatura es que los trabajos tienden a demostrar el funcionamiento de una técnica en condiciones específicas, sin abordar de manera sistemática los parámetros operacionales que influyen en su precisión. No es común encontrar estudios que propongan marcos metodológicos para analizar, ajustar o validar estimadores bajo diferentes configuraciones, lo cual dificulta su integración en plataformas de detección más flexibles y escalables.

Frente a este escenario, surge la necesidad de establecer una metodología de ajuste que permita adaptar técnicas existentes a diversos entornos y requerimientos. Esta metodología debe permitir la identificación de los parámetros clave que influyen en el desempeño del estimador, así como su análisis bajo distintos valores y condiciones operativas. De esta manera, es posible calibrar los algoritmos en función del contexto en el que serán utilizados, sin necesidad de diseñar una técnica nueva desde cero.

En el contexto de los sistemas 6G, donde se espera una alta densidad de dispositivos, diversidad de servicios y entornos altamente dinámicos, resulta indispensable contar con técnicas de estimación que puedan ser reconfiguradas de forma eficiente. Para lograrlo, se requiere un marco metodológico riguroso que no solo facilite el análisis y ajuste de los parámetros de los estimadores, sino que también permita comparar su desempeño frente a métricas definidas y en escenarios variados. Esta línea de trabajo representa un aporte necesario para avanzar hacia esquemas de detección más robustos, adaptativos y eficientes.

A partir de esta problemática surgen las siguientes preguntas de investigación:

- **Pregunta de investigación 1:** ¿Cuáles son los parámetros operacionales que determinan el desempeño de una técnica de estimación de la potencia del ruido para que esta pueda adaptarse en función del contexto de aplicación?
- **Pregunta de investigación 2:** ¿Qué metodología se debe utilizar para analizar los parámetros operacionales de las técnicas de estimación de la potencia del ruido, de tal forma que permita obtener una configuración que reduzca el error de estimación?
- **Pregunta de investigación 3:** ¿En qué medida se puede mejorar el desempeño de un detector de energía a partir de la mejora de la técnica de estimación de la potencia del ruido que se utiliza para adaptar el umbral de decisión bajo condiciones de incertidumbre de ruido?

Derivado de la formulación de las preguntas de investigación surge la siguiente hipótesis de investigación:

H: La configuración de los parámetros operacionales, obtenida mediante una metodología basada en diseño de experimentos y análisis estadístico, reduce el error de estimación de la potencia del ruido en una técnica basada en el seguimiento de mínimos espectrales, y disminuye el porcentaje de decisiones erróneas de un detector de energía, incluso en condiciones de incertidumbre de ruido.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Reducir el error de estimación en una técnica de estimación de la potencia del ruido a través de la configuración óptima de los parámetros operacionales de mayor significancia para su aplicación en la detección de energía.

1.4.2. Objetivos específicos

1. Identificar los parámetros operacionales que caracterizan a la técnica de estimación de la potencia de ruido basada en el seguimiento de mínimos espectrales, así como las configuraciones típicas consideradas en la literatura para emplearlas como un marco de referencia.
2. Reducir el error de estimación de la potencia del ruido de la técnica basada en el seguimiento de mínimos espectrales mediante la configuración de los parámetros operacionales aplicando una metodología basada en el diseño de experimentos y el análisis estadístico.
3. Reducir la tasa de error total de un detector de energía al adaptar el umbral de decisión con base en la estimación de la potencia del ruido obtenida mediante la versión mejorada de la técnica basada en el seguimiento de mínimos espectrales.

1.5. Contribuciones

1. Propuesta de un marco metodológico estructurado para el análisis, ajuste y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido, con enfoque en su aplicabilidad en contextos diversos y bajo condiciones de incertidumbre.

2. Aplicación del marco metodológico propuesto a una técnica existente de estimación de la potencia del ruido, permitiendo identificar y configurar los parámetros que tienen mayor impacto en su desempeño.
3. Reducción del error de estimación de potencia de ruido a través de la calibración de parámetros operacionales, lo que se traduce en una mejora del desempeño de un detector de energía con umbral adaptativo.

1.6. Organización del documento

El Capítulo 2 establece las bases teóricas de la detección de espectro, destacando su relevancia para aumentar la capacidad de las redes actuales. En el Capítulo 3 se abordan conceptos fundamentales, como el ruido en sistemas electrónicos y los estimadores utilizados para medir la potencia del ruido. El Capítulo 4 presenta el marco metodológico propuesto para el análisis y mejora de estos estimadores, el cual constituye el fundamento de esta tesis. En el Capítulo 5 se detalla la técnica aplicada para la estimación de la potencia del ruido, mientras que el Capítulo 6 describe el escenario de simulación, el modelo de evaluación, los experimentos realizados y ofrece un análisis de los resultados obtenidos. Finalmente, el Capítulo 7 expone las conclusiones, las aportaciones académicas alcanzadas y sugiere líneas futuras de investigación. Asimismo, se discuten las limitaciones encontradas y el impacto de este trabajo en el ámbito académico y en la sociedad.

Capítulo 2

Detección de espectro para ampliar la capacidad de las redes

En el capítulo anterior se abordó de manera introductoria el contexto actual en relación con el creciente uso de dispositivos y tecnologías inalámbricas como consecuencia del desarrollo social y tecnológico. La conectividad continua y ubicua ha avanzado notablemente; su acceso aún no es equitativo. En países como México, persisten importantes brechas digitales que limitan el acceso a dispositivos como teléfonos inteligentes, especialmente en zonas rurales o comunidades de bajos recursos. De acuerdo con el Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT), el acceso a servicios móviles y a internet sigue siendo desigual entre regiones, lo cual condiciona el aprovechamiento de beneficios que ofrecen estas tecnologías [45], [46].

Las tecnologías inalámbricas han demostrado ser un factor clave para el desarrollo social y económico, gracias a su impacto en áreas como educación, salud, inclusión financiera, productividad y acceso a servicios gubernamentales. No obstante, como menciona Alicia Bárcena, Secretaria Ejecutiva de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), el progreso de la tecnología también presenta ciertas implicaciones socialmente negativas, como la exclusión de una parte de la población mundial del acceso a los beneficios de las tecnologías inalámbricas y el universo digital, exponiendo así una brecha entre la posibilidad de cobertura de los servicios inalámbricos y la posibilidad de acceso suficiente y de calidad [47].

Frente a este contexto, América Latina ha desarrollado diversas agendas digitales. Según la CEPAL, 16 de 27 países de la región cuentan con planes vigentes, mientras que 11 requieren actualización [47]. Uno de los objetivos de mayor interés para este trabajo de tesis es el Objetivo 4 en materia de infraestructura digital de la Agenda Digital para América Latina y el Caribe, el cual busca:

Desarrollar planes y estrategias que faciliten la provisión, la gestión y el uso eficientes y efectivos del espectro radioeléctrico bajo las normas y recomendaciones internacionales de manera de impulsar el despliegue armonizado de la quinta generación de tecnología móvil (5G) en todos los países de la región, considerando la necesidad de contar con métricas adecuadas para evaluar el uso eficiente del espectro.

Por su parte, la Comisión Europea publicó a inicios de este año sus nuevas iniciativas sobre las infraestructuras digitales del futuro, entre las que se encuentra lo relativo al despliegue de las futuras redes de conectividad [48]. En relación a lo propio en materia del espectro radioeléctrico, la iniciativa menciona que

...es pertinente explorar la posibilidad, desde la perspectiva de gestión del espectro, de que los operadores soliciten a las autoridades competentes la mejora de los procesos de autorización y condiciones a nivel nacional, de tal manera que sea posible incrementar la capacidad de sus redes. Esto aplica principalmente a lo relacionado con los derechos de uso del espectro, particularmente respecto a la duración de las licencias, las condiciones de uso del espectro, así como la posibilidad de la integración de redes híbridas...

Así mismo, Estados Unidos se ha manifestado en torno a la necesidad de modernizar la política en materia de gestión del espectro radioeléctrico, tal como menciona el entonces mandatario Joseph R. Biden en el memorandum publicado en noviembre de 2023 [49], la estrategia debe incluir como mínimo:

...Una ruta que permita la disponibilidad de recursos espectrales [necesarios] para mantener a los Estados Unidos como líder en la oferta de servicios y tecnologías inalámbricas avanzadas, que defina una reserva de bandas espectrales para el apoyo a la innovación comercial y las necesidades de las agencias, tanto actuales como futuras... Planes para optimizar la gestión y uso del espectro dentro de los Estados Unidos, los cuales consideren distintos modelos de gobernanza del espectro, incluyendo las licencias de uso exclusivo, el uso sin licencia, el uso compartido, así como combinaciones de estos enfoques...

En México, el IFT ha impulsado acciones orientadas a reducir la brecha digital, promover el uso eficiente del espectro y favorecer esquemas de uso compartido. Estas

acciones se encuentran delineadas en el Programa Nacional de Espectro Radioeléctrico 2019–2024, e incluyen licitaciones, esquemas de cobertura social y mecanismos para mejorar la eficiencia espectral [50].

En este contexto, cobra especial relevancia el desarrollo de técnicas que permitan una mejor utilización del espectro radioeléctrico disponible, sin depender exclusivamente de nuevas asignaciones. Una de estas técnicas es la detección de espectro, la cual permite identificar huecos espectrales que pueden ser utilizados dinámicamente por redes secundarias o en esquemas de compartición. Esta capacidad es clave para ampliar la cobertura y capacidad de las redes móviles, especialmente en entornos densamente poblados o con recursos espectrales limitados.

Este capítulo aborda el concepto, funcionamiento y relevancia de la detección de espectro, y su papel como tecnología habilitadora para la eficiencia espectral en redes 5G y 6G, así como su potencial para reducir la brecha digital. El capítulo finaliza con una discusión sobre los retos y oportunidades identificados en las propuestas alternativas para el acceso al espectro y una potencial solución que los aborda.

2.1. Gestión actual del espectro radioeléctrico

Se define como espectro de radiofrecuencias, espectro de radio o espectro radioeléctrico (referido simplemente como espectro en el resto del documento) al conjunto de frecuencias del *espectro electromagnético* que van desde los 10 kHz hasta los 300 GHz. Esta porción espectral posee características particulares que permiten la transmisión de ondas de radio a través del medio inalámbrico, por ello se dice comúnmente que es el espectro de las telecomunicaciones. La descripción de la distribución convencional del espectro propuesta en 1953 por el Consejo Consultivo Internacional de las Comunicaciones de Radio de la ITU se puede consultar en [51].

Adicional al establecimiento de la distribución del espectro, la ITU dividió al planeta en tres regiones, en las cuales la distribución de las frecuencias para los distintos usos y servicios son similares para los países que integran una región determinada. La región 1 está integrada por Europa, África, Medio Oriente, Mongolia y las Repúblicas de la ex-Unión Soviética. La región 2 corresponde a los países del continente americano. La región 3 se integra por Asia y Oceanía. Una representación gráfica de las regiones de la ITU obtenida de [52] se puede observar en la Fig 2.1.

El espectro, al ser un recurso intangible administrado por los gobiernos de cada país en consonancia con las regulaciones emitidas por la ITU, es considerado un bien inmaterial de las naciones, y por tanto, su uso está sujeto al establecimiento de políticas de uso definidas por los propios gobiernos.

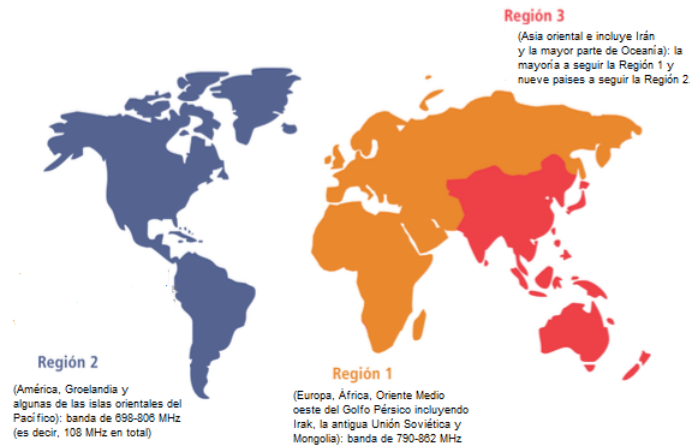


Figura 2.1: Regiones de la ITU

2.1.1. Políticas de regulación para el espectro con y sin licencia

La gestión eficiente del espectro radioeléctrico requiere una regulación coordinada que garantice su uso equitativo y sostenible, evitando interferencias y promoviendo la innovación. En este contexto, la ITU desempeña un papel fundamental en la planificación y regulación internacional del espectro radioeléctrico a través de una estructura organizacional y mecanismos normativos que permiten la armonización del uso del espectro entre países y regiones. La ITU, como organismo especializado de las Naciones Unidas, coordina las políticas internacionales de telecomunicaciones y radiocomunicaciones mediante tres sectores principales: ITU-T (Normalización de las Telecomunicaciones), ITU-D (Desarrollo de las Telecomunicaciones) e ITU-R (Radiocomunicaciones).

El sector ITU-R es el encargado de la planificación del espectro radioeléctrico. Su función principal es gestionar el Reglamento de Radiocomunicaciones, documento clave que define las normas internacionales para la asignación y uso del espectro, promoviendo un entorno estable para el desarrollo de las telecomunicaciones [53].

Las modalidades de asignación y uso del espectro radioeléctrico son establecidas por una combinación de organismos internacionales, autoridades nacionales y marcos regulatorios específicos, dependiendo del contexto y los objetivos de la gestión del espectro en cada país. Partiendo del Reglamento de Radiocomunicaciones como documento base, cada país tiene autoridades reguladoras responsables de implementar y hacer cumplir las políticas del espectro en su territorio. Estas entidades definen

las modalidades específicas de asignación basándose en la normativa de la ITU, pero con adaptaciones a las necesidades locales. Ejemplos de estas entidades son la FCC en Estados Unidos, la Ofcom en Reino Unido, la ANFR (por sus siglas en francés, *Agence Nationale des Fréquences*) en Francia, el IFT (Instituto Federal de Telecomunicaciones) en México y ANATEL (por sus siglas en portugués, *Agência Nacional de Telecomunicações*) en Brasil.

Las modalidades de asignación del espectro se establecen a partir de políticas gubernamentales y del balance entre eficiencia económica, equidad y desarrollo tecnológico. Entre los factores que influyen en la elección del modelo de asignación están:

- Estrategias orientadas al desarrollo económico. Países con mercados competitivos suelen optar por subastas para maximizar ingresos y promover eficiencia. En mercados emergentes, algunos gobiernos prefieren licencias administradas para garantizar cobertura universal.
- Enfoque en innovación tecnológica. Modelos como el uso compartido del espectro o el acceso dinámico están siendo adoptados para optimizar el uso de bandas congestionadas.
- Consideraciones políticas y de soberanía. Algunos países reservan ciertas bandas de espectro para uso gubernamental y seguridad nacional.

En el esquema basado en la concesión de licencias a través de acuerdos, subastas o transacciones económicas, el concesionario tendrá derecho de uso de la porción de espectro asignada por el tiempo establecido y en apego a otras disposiciones establecidas en el acuerdo, por ejemplo, niveles de potencia de transmisión, territorios específicos de operación, entre otros. Es importante señalar que el derecho de uso no otorga derecho de emplear el espectro concesionado para la oferta de servicios inalámbricos distintos a los señalados en la clasificación oficial de las bandas espectrales. La transmisión de señales de televisión, la radio comercial y los servicios móviles de voz y datos son ejemplos de aplicaciones que utilizan espectro con licencia [54].

Otro esquema de otorgamiento de licencias de uso exclusivo es la concesión de licencias para dispositivos. A diferencia de las licencias expedidas para los operadores de servicios inalámbricos, este tipo de licencias autoriza la operación de un dispositivo individual o un tipo específico de dispositivo que busca la oferta de algún servicio de comunicaciones autorizado en una ubicación geográfica específica. Este tipo de concesiones son frecuentemente utilizadas para enlaces punto-a-punto fijos, y en bandas

de frecuencias que cuentan con un adecuado suministro para atender la demanda de diversos usuarios, evitando con ello la monopolización de bandas específicas [54].

Por otro lado, el espectro sin licencia corresponde a bandas de frecuencias específicas en las que no se requiere poseer una licencia de uso de ningún tipo. Estas bandas son típicamente utilizadas por dispositivos inalámbricos de baja potencia y corto alcance. Los dispositivos que coexisten en las bandas sin licencia deben operar bajo condiciones técnicas específicas, con el propósito de asegurar que no causarán interferencia dañina a otros usuarios de radiocomunicaciones. Algunos ejemplos de tecnologías que operan en las bandas sin licencia son Bluetooth, Wi-Fi, ZigBee, entre otros [54].

2.1.2. Ventajas y desventajas de la gestión actual del espectro

El panorama de las políticas actuales de regulación del espectro ha permitido establecer un marco ordenado para el uso de este recurso, proporcionando seguridad jurídica a los operadores, protección contra interferencias y estabilidad en los servicios prestados. Estos elementos han sido fundamentales para garantizar la calidad en las comunicaciones inalámbricas y para permitir el crecimiento de tecnologías móviles.

Sin embargo, también se han identificado limitaciones importantes. Una de ellas es que el modelo de asignación tradicional, basado en licencias exclusivas para servicios específicos, no permite una utilización continua y eficiente del recurso. Diversos estudios han documentado que parte del espectro asignado permanece inactivo durante ciertos periodos del día o en zonas donde la demanda es baja. Por ejemplo, un estudio realizado por la FCC en 2002 reveló que hasta el 75 % del espectro asignado a servicios fijos en áreas urbanas de Estados Unidos estaba subutilizado en determinados momentos [55]. Este tipo de resultados ha motivado investigaciones posteriores que muestran patrones similares de ocupación intermitente en otras bandas, como en la de 2.5 GHz y 3.5 GHz en algunos países, especialmente cuando se asignan a usos muy restringidos.

Estos antecedentes evidencian que, si bien la regulación actual cumple con funciones importantes de protección y control, también es necesario revisar los esquemas de asignación con miras a un uso más eficiente. La transición hacia redes como 6G requerirá no solo mayor disponibilidad de espectro, sino también una gestión más dinámica, adaptativa e inteligente, que permita responder a los requerimientos de conectividad en tiempo real. Si no se implementan cambios estructurales, podrían mantenerse prácticas ineficientes que limiten la capacidad, cobertura y desempeño de las futuras redes móviles. En este sentido, se vuelve relevante explorar mecanismos

que permitan el uso compartido del espectro, como el acceso dinámico, las asignaciones temporales o geolocalizadas, así como fortalecer la coordinación internacional para optimizar su aprovechamiento.

2.2. *Compartición de Espectro (Spectrum sharing): Una propuesta para incrementar la eficiencia en el uso del espectro*

El *spectrum sharing*, o compartición de espectro, es un paradigma que busca optimizar la utilización de las bandas de frecuencia al permitir que múltiples usuarios accedan a un mismo segmento del espectro sin interferencias significativas. Esta filosofía se basa en la premisa de que el espectro, si bien es un recurso finito, no siempre está completamente ocupado en todas las regiones geográficas y en todos los momentos del tiempo. Por ello, mediante técnicas avanzadas de gestión y acceso dinámico, es posible maximizar su aprovechamiento sin comprometer la calidad del servicio de los PU [24].

Desde el punto de vista regulatorio, la implementación del *spectrum sharing* plantea retos significativos. Los entes reguladores, como la FCC en Estados Unidos y ITU a nivel global, han adoptado marcos normativos que equilibran la protección de los PUs con la flexibilización del acceso al espectro. Algunos enfoques incluyen el desarrollo de bases de datos de espectro y la implementación de tecnologías de geolocalización para garantizar un uso eficiente y coordinado. Adicionalmente, se han liberado bandas de frecuencia que originalmente pertenecían a servicios exclusivos para implementar sistemas de acceso compartido al espectro, por ejemplo, el estándar IEEE 802.22 [56] y se han autorizado nuevos marcos de derechos de acceso, distintos del uso exclusivo puro o los derechos iguales [57].

Existen diversas estrategias de compartición de espectro reportadas en la literatura, entre las cuales destacan:

- Acceso dinámico al espectro (DSA, por sus siglas en inglés *Dynamic Spectrum Access*): Permite que usuarios secundarios accedan a porciones de espectro no utilizadas por los PU, garantizando que no se genere interferencia perjudicial. Puede involucrar coordinación regulatoria, niveles de prioridad o asignación temporal.
- Compartición basada en licencias: Involucra acuerdos entre operadores o entidades reguladoras para compartir el uso de ciertas bandas bajo condiciones controladas.

- Espectro compartido sin licencia: Facilita el uso colaborativo de bandas abiertas, como las utilizadas por Wi-Fi y Bluetooth, donde múltiples dispositivos pueden operar siguiendo protocolos que minimizan la interferencia.
- Acceso oportunista al espectro: Estrategia en la que dispositivos con capacidades avanzadas, por ejemplo radios cognitivas, tengan la capacidad de identificar de manera autónoma las porciones del espectro que se encuentran desocupadas y así utilizar el recurso necesario bajo la premisa de no interferir con la operación de los sistemas propietarios del espectro.

La evolución de la compartición de espectro no solo responde a la necesidad de optimizar los recursos radioeléctricos, sino que también habilita nuevas formas de innovación en los sistemas de comunicaciones, el IoT y la expansión de la conectividad en zonas rurales. En este contexto, comprender la filosofía del *spectrum sharing* y su impacto en la regulación del espectro es esencial para el diseño de nuevos algoritmos y sistemas inteligentes de acceso al espectro en redes inalámbricas avanzadas.

2.2.1. Retos y oportunidades dentro del paradigma de la compartición de espectro

La compartición del espectro es una propuesta que promete mejorar la eficiencia en el uso del espectro radioeléctrico. Sin embargo, su implementación enfrenta desafíos técnicos, regulatorios y de seguridad. Entre los retos más destacados se encuentra la gestión de la interferencia, la coordinación internacional, la complejidad regulatoria y la seguridad y privacidad de las comunicaciones. La gestión de interferencia es crítica, ya que múltiples usuarios comparten las mismas bandas de frecuencia, lo que puede causar interferencias perjudiciales.

Además, la falta de políticas entre los diferentes países complica la implementación de modelos de compartición [58], [59]. En ciertos esquemas, como el acceso oportunista al espectro, es fundamental contar con la capacidad de determinar con precisión la presencia del usuario primario [60], tanto en el espacio como en el tiempo, con el fin de evitar interferencias. No obstante, en otros modelos de compartición, como los basados en acuerdos de licencia o asignaciones coordinadas, esta detección puede no ser necesaria, ya que el acceso está previamente definido por reglas regulatorias o mecanismos de autorización.

En este contexto, la detección eficiente del uso del espectro representa una componente clave para garantizar que el uso compartido se realice de manera segura y cumpla con su propósito de optimizar el aprovechamiento del recurso radioeléctrico.

2.3. La detección de espectro como tecnología habilitadora para la compartición de espectro

La detección de espectro es una técnica indispensable en la futura red 6G, ya que mejora significativamente la eficiencia del uso del espectro mediante la observación y el análisis continuos del espectro radioeléctrico. Al identificar y utilizar rápidamente las bandas de frecuencia desocupadas, esta tecnología permite una asignación dinámica del espectro, crucial para habilitar la compartición del espectro entre múltiples usuarios y dispositivos.

Actualmente, la detección de espectro es objeto de investigación tanto para la academia como para la industria [61], [62], esto con el fin de cumplir con la visión global de la red 6G. Por ejemplo, su aplicación ha sido explorada en redes de vehículos aéreos no tripulados, donde permite detectar el entorno para evitar interferencias u obstáculos, lo que mejora la seguridad e inteligencia de la red [63]. También ha sido considerada como componente esencial en los sistemas inalámbricos de detección y comunicación integrados (ISAC, por sus siglas en inglés *Integrated Sensing and Communication*) que buscan satisfacer los requisitos de nuevas aplicaciones y servicios para la 6G [64].

La detección de espectro también cumple un rol importante en los procesos de sincronización de enlaces, tanto ascendentes como descendentes, ya que es necesario identificar condiciones adecuadas del canal antes de la transición de datos. Además, se espera que su desempeño mejore mediante la incorporación de tecnologías emergentes como la inteligencia artificial y el aprendizaje profundo, que permiten optimizar la toma de decisiones en tiempo real frente a escenarios altamente dinámicos.

Aunque en esta tesis no se implementaron directamente modelos basados en inteligencia artificial, la metodología propuesta para ajustar y analizar técnicas de estimación de la potencia de ruido puede servir como base para futuros desarrollos que incorporen dichas tecnologías. En este sentido, la detección de espectro se consolida como una tecnología clave para hacer posible un uso más eficiente, flexible e inteligente del espectro en la próxima generación de redes móviles [63].

2.3.1. Técnicas para la detección de espectro

En los últimos años se han desarrollado para detectar el uso del espectro. Dentro de ellas se encuentran la detección basada en filtros acoplados (MFD, por sus siglas en inglés *Matched Filter Detection*) [65], la detección de características cicloestacionarias (CFD, por sus siglas en inglés *Cyclostationary Feature Detection*) [66], la detección basada en forma de ondas (WBD, por sus siglas en inglés *Waveform Based Detection*)

[67], la detección basada en valores propios (EBD, por sus siglas en inglés *Eigenvalue Based Detection*) [68] y la detección de energía (ED, por sus siglas en inglés *Energy Detection*) [69], [34].

Estas técnicas generalmente se clasifican de acuerdo con la información requerida para su operación. Por ejemplo, aquellos que requieren de datos específicos de la forma de onda de la señal se denominan basados en información. Los métodos MFC, CFD y WBD pertenecen a esta clasificación. La técnica MFD es adecuada siempre y cuando el SU tenga acceso a información sobre el formato del paquete, la forma del pulso y los tipos de modulación de la señal primaria. Para la detección de la señal PU y la maximización de la relación señal-ruido (SNR, por sus siglas en inglés *Signal-to-Noise Ratio*), correlaciona la señal recibida con muestras piloto preasignadas. Dado que el SU cuenta con información completa sobre la señal primaria, MFD es quizás una de las mejores opciones para resolver la ocupación del canal. Sin embargo, su principal desventaja es la falta de acceso a la información sobre las características específicas de cada señal primaria a detectar. El CFD busca características de señal específicas en la señal recibida. Estas características, como la frecuencia de la portadora, la tasa de modulación, el tipo de codificación, la tasa de símbolos y las señales piloto, son cíclicas y estacionarias (es decir, periódicas). Este esquema puede distinguir el ruido de la señal primaria analizando la función de correlación espectral de la señal recibida. El CFD puede detectar señales a niveles bajos de SNR. Sin embargo, su implementación es compleja, ya que requiere realizar varios cálculos para analizar la correlación espectral de la señal recibida, además de contar con hardware especializado que permita ejecutar estos cálculos con rapidez y precisión. Al igual que en la MFD, requiere un conocimiento previo de las características cíclicas de cada señal primaria a detectar. WBD es un método de detección coherente utilizado en sistemas con patrones de señal conocidos. Estos patrones de señal se basan en preámbulos, portadoras piloto y secuencias de expansión. Entre sus ventajas se encuentra un rendimiento de detección cercano al óptimo en condiciones controladas, además de requerir un tiempo de observación más corto para lograr una mayor precisión en la identificación de señales, lo cual lo hace eficiente en aplicaciones donde se necesita de una respuesta rápida. Sin embargo, lograr una mayor precisión requiere recolectar más muestras y disponer de mayor capacidad de procesamiento.

Las técnicas ciegas no requieren conocer con anticipación ninguna información sobre la señal primaria transmitida. Por ejemplo, la técnica EBD estima la matriz de covarianza a partir de un conjunto de muestras de la señal recibida, bajo la hipótesis de que esta contiene solo ruido o una combinación de señal y ruido. Los valores propios calculados a partir de la matriz de covarianza recibida se pueden utilizar para detectar la presencia de una señal correlacionada, es decir, no solo ruido. Sorprendentemente,

la relación del valor propio máximo al mínimo se usa para confirmar la presencia de una señal primaria. Sin embargo, la EBD requiere múltiples receptores para lograr la diversidad espacial que necesita para operar y lograr un rendimiento eficiente.

Por otro lado, la ED es un esquema semiciego porque no necesita información sobre la señal primaria. Solo necesita información sobre el valor de la potencia del ruido para determinar un umbral de detección. ED es, con mucho, la técnica de detección más estudiada debido a su baja complejidad computacional y facilidad de implementación [70]. Las decisiones del ED se toman con base en las muestras recolectadas durante el intervalo de observación de la señal (período de detección). Para esto, ED requiere medir la energía recibida en una banda primaria (es decir, el estadístico de prueba) y compararla con el umbral de detección predefinido. El umbral de detección es un valor numérico calculado a partir de muestras de potencia de ruido en el canal de interés. Si el estadístico de prueba excede un umbral de detección establecido correctamente, ED declara la banda como ocupada; de lo contrario, se asume que la banda está libre y puede ser utilizada por un usuario secundario. El ED no puede modificar el estadístico de prueba ya que es una característica de la señal observada en la banda de interés. Aún así, puede mejorar la certeza de sus decisiones ajustando el umbral de detección porque es una función de la estimación de potencia de ruido [71].

En la tabla 4.1, se muestran las fortalezas y debilidades de algunas técnicas para la detección mencionadas en este capítulo.

2.3.2. Áreas de oportunidad en la detección de espectro

La detección de espectro como tecnología para habilitar la compartición de espectro entre redes representa una innovación clave en la gestión eficiente del recurso radioeléctrico. Sin embargo, para maximizar su adopción y efectividad, existen varias áreas de oportunidad que deben ser exploradas desde las perspectivas tecnológica, regulatoria, económica y de aplicación práctica. A continuación, se describen las principales áreas de oportunidad para esta propuesta :

- **Retos técnicos en la Detección de Espectro.**

La eficacia de la detección de espectro depende en gran medida de la precisión y confiabilidad de los sistemas que la implementan. En este sentido, existen desafíos tecnológicos importantes para la implementación masiva de las estrategias de detección de espectro como elemento fundamental en la compartición de espectro. Por ejemplo, la detección de PUs debe ser rápida y precisa para evitar interferencias. Sin embargo, factores como la propagación de señales, la

2.3. LA DETECCIÓN DE ESPECTRO COMO TECNOLOGÍA HABILITADORA PARA LA COMPARTICIÓN DE ESPECTRO

Técnica	Ventajas	Desventajas
Detección basada en filtros acoplados	Mejor detección en escenarios de baja SNR. Detección óptima.	Necesita conocimiento previo de información del usuario primario.
Detección de características cicloestacionarias	Robusto contra la incertidumbre del ruido. Distinguir entre señal y ruido. Disminución de la probabilidad de falsa alarma a baja SNR.	Gran tiempo de detección para lograr un buen rendimiento. Alto consumo de energía cuando el tamaño de las muestras son grandes.
Detección basada en la forma de onda	Detección confiable y rápida.	Requiere de longitudes de secuencia mayores por lo que da como resultado menor eficiencia del espectro.
Detección basada en valores propios	Supera el problema de la incertidumbre de ruido. No requiere sincronización.	Complejo en términos de procesos de computo. Requiere mayor tiempo para la detección.
Detección de energía	Fácil de implementar. No requiere información de la señal a ser detectada. Alta tasa de falsas alarmas.	Detecciones poco confiables en entornos de bajo SNR. Suceptible a la incertidumbre de ruido.

Tabla 2.1: Cuadro comparativo de las ventajas y desventajas de cada una de las técnicas de detección de espectro.

atenuación y el ruido ambiental pueden afectar el desempeño de los detectores. Una detección incorrecta podría permitir el acceso indebido de SUs, causando interferencias a los PUs. Además, para que el espectro pueda ser eficientemente explotado desde la perspectiva de la compartición autónoma de espectro, es necesario desarrollar estrategias que se adapten a las dinámicas del entorno de radio, de tal forma que se logre un balance óptimo en los criterios de detección para evitar falsas alarmas (detectando interferencia donde no la hay) o la omisión de PUs [26], [28].

- **Retos regulatorios y de normatividad.**

La regulación del espectro está basada en modelos tradicionales de licencias, lo que dificulta la adopción de tecnologías dinámicas como la detección de

espectro. Esto significa que no existe un estándar global sobre cómo debe implementarse la detección de espectro, lo que genera inconsistencias entre países y regiones. Por tanto, Los operadores pueden enfrentar restricciones legales al intentar implementar acceso dinámico en ciertas bandas. Además, la falta de claridad en la regulación respecto a la asignación de responsabilidades en caso de afectación a la operación de los PUs puede desalentar la adopción de esta tecnología. Adicionalmente, la falta de armonización regulatoria puede llevar a interferencias transfronterizas [72], [20].

2.4. Detección de energía ¿sin complicaciones aparentes?

En el contexto de la detección espectral, la técnica de detección de energía se ha consolidado como una de las opciones más utilizadas debido a su baja complejidad operacional y computacional. Esta característica la convierte en una solución ampliamente implementada para determinar la ocupación del espectro. Aunque la ED representa una alternativa viable para favorecer un uso más eficiente del espectro radioeléctrico, su implementación práctica no está exenta de inconvenientes. Cabe señalar que presenta desafíos que requieren una atención cuidadosa para garantizar un desempeño confiable en entornos reales.

Lo anterior ha motivado el desarrollo de múltiples trabajos de investigación que buscan mejorar el desempeño del ED. Por ejemplo, se han propuesto diversas estrategias para estimar el estadístico de prueba [73], o se han integrado mecanismos que le permitan al ED adaptarse a las variaciones de la señal primaria, por ejemplo en [74], los autores proponen presentan una versión mejorada de la detección de energía que ajusta dinámicamente el umbral de decisión en función de estimaciones del SNR, logrando un mejor rendimiento especialmente en entornos con baja relación señal-ruido y alta incertidumbre del ruido. Otros análisis se enfocan en el método para seleccionar un umbral de detección óptimo, el cual constituye un factor crítico para el correcto desempeño del ED, ya sea en esquemas de detección cooperativos [75], o locales en donde el objetivo es optimizar el desempeño del ED en función de las condiciones de operación [76]. Actualmente, el mayor esfuerzo se concentra en reducir los efectos negativos de la incertidumbre en el ruido, la cual se debe a la falta de conocimiento sobre las estadísticas del ruido. Extracción de las estadísticas del ruido [77], estimación de la potencia del ruido utilizando canales dedicados [76], y estimación independiente de las potencias de la señal y el ruido [78] son algunas de las propuestas que abordan el problema de la incertidumbre en el ruido en los EDs.

Aunque la ED es una técnica atractiva por su simplicidad operativa, su desempeño depende de las variaciones de las señales primarias, la selección adecuada del umbral de decisión y la gestión de la incertidumbre en el ruido. Su aparente simplicidad implica una serie de decisiones técnicas y consideraciones de diseño que deben ser abordadas rigurosamente para asegurar una implementación efectiva en entornos operativos reales.

2.4.1. Modelos de Detección de Energía: Enfoques Teóricos y Estadísticos

La detección de energía es un método ampliamente utilizado en sistemas de comunicación y procesamiento de señales para decidir entre la presencia o ausencia de una señal en un entorno ruidoso. Su análisis puede abordarse desde distintos enfoques, siendo los modelos teóricos y estadísticos dos de los más relevantes.

El modelo teórico se basa en formulaciones matemáticas cerradas que describen el comportamiento del detector bajo condiciones ideales, asumiendo parámetros conocidos del ruido y aplicando distribuciones bien definidas para evaluar métricas de desempeño como la probabilidad de detección y la probabilidad de falsa alarma.

Por otro lado, el modelo estadístico introduce la incertidumbre en la estimación de los parámetros del ruido, adoptando enfoques probabilísticos y métodos empíricos para mejorar la precisión del umbral de detección en escenarios más realistas. Este modelo resulta particularmente útil cuando las condiciones del ruido son dinámicas o difíciles de modelar de manera exacta.

En esta sección, se presentan ambos enfoques, destacando sus fundamentos, supuestos y aplicaciones, con el fin de proporcionar una visión integral sobre la detección de energía y su implementación en distintos contextos.

Modelo teórico de la detección de energía

La operación fundamental de un detector de energía consiste en estimar la energía contenida en un ancho de banda de interés y compararla con un umbral de detección. Al requerir únicamente la estima de la energía contenida en el canal, el detector de energía requiere de poco o nulo conocimiento sobre los parámetros de operación del sistema primario.

Esto convierte a la ED en una técnica de detección simple, pues no requiere técnicas complejas de procesamiento de señales para decidir sobre la presencia de una señal primaria. Entre otras ventajas de la ED se encuentran que los efectos del canal multitrayectoria tienen poco impacto en su desempeño y, debido a la detección

no coherente, el detector de energía es insensible a la selectividad en el tiempo del canal.

El modelo para la detección de energía puede formularse como una prueba de hipótesis binaria, en la que se requiere determinar si un canal de comunicación contiene solo ruido o si hay una señal presente. Matemáticamente, se plantea como:

$$H_0 : y(t) = w(t) \quad (2.1)$$

$$H_1 : y(t) = x(t) + w(t) \quad (2.2)$$

Donde:

- H_0 es la hipótesis nula: solo hay ruido $w(t)$.
- H_1 es la hipótesis alternativa: la señal $s(t)$ está presente junto con el ruido $w(t)$.
- $y(t)$ es la señal recibida.
- $w(t)$ es un proceso de ruido aditivo (generalmente modelado con ruido blanco gaussiano).

El detector de energía calcula un estadístico de prueba $T(x)$, correspondiente a la energía de la señal recibida en el tiempo de observación T_{obs} . Esto se expresa como:

$$T(x) = \int_0^{T_{obs}} |x(t)|^2 \quad (2.3)$$

El objetivo de la detección es determinar cuál de las dos hipótesis es la correcta basándose en las observaciones $y(t)$.

Modelo estadístico de la detección de energía

Si se asume que la señal recibida en el receptor del usuario secundario puede representarse como un proceso Gaussiano estacionario con media cero, y que es independiente del ruido presente durante la recepción, el cual también se modela como un proceso Gaussiano, blanco, estacionario y de media cero, entonces, bajo estas condiciones, el detector de energía resulta óptimo según el criterio de Neyman-Pearson [79]. En este contexto, el desafío de la detección eficiente del espectro se reduce a diferenciar entre dos procesos Gaussianos independientes entre sí:

$$H_0 : x(n) = \xi(n) \quad (2.4)$$

$$H_1 : x(n) = s(n) + \xi(n) \quad (2.5)$$

para $n = 0, 1, \dots, N - 1$. Donde $s(n)$ y $\xi(n)$ son variables aleatorias complejas Gaussianas y de media cero, con varianzas σ_s^2 y σ_ξ^2 , que representan a la señal transmitida por el PU y el ruido presente en el receptor del SU, respectivamente. De acuerdo con el criterio de Neyman-Pearson, el estadístico de prueba para la ED se determina mediante la prueba de la relación de funciones de verosimilitud (LRT, por sus siglas en inglés *Likelihood Ratio Test*) del vector de datos \mathbf{x} que contiene las N muestras de la señal recibida.

Aplicando el **Teorema de Neyman-Pearson**[79], la razón de verosimilitud se define como:

$$L(x) = \frac{p(x; H_1)}{p(x; H_0)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (2.6)$$

donde:

- $p(y; H_1)$ corresponde a la función de verosimilitud de \mathbf{x} bajo la hipótesis H_1 .
- $p(y; H_0)$ corresponde a la función de verosimilitud de \mathbf{x} bajo H_0 .
- λ es el umbral de decisión de la prueba

Si el ruido $\xi(n)$ es **ruido blanco gaussiano** con media cero y varianza σ^2 , las funciones de densidad de probabilidad se expresan como:

$$p(y; H_0) = \frac{1}{[2\pi\sigma_0^2]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=0}^{N-1} x^2(n)\right) \quad (2.7)$$

$$p(y; H_1) = \frac{1}{[2\pi(\sigma_1^2)]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{i=0}^{N-1} x^2(n)\right) \quad (2.8)$$

Por lo tanto, la razón de verosimilitud se convierte en:

$$L(x) = \frac{\frac{1}{[2\pi(\sigma_1^2)]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{i=0}^{N-1} x^2(n)\right)}{\frac{1}{[2\pi\sigma_0^2]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=0}^{N-1} x^2(n)\right)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (2.9)$$

Tomando logaritmo en ambos lados, se obtiene la forma equivalente:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda' \quad (2.10)$$

donde el umbral λ depende de la varianza del ruido.

En este contexto, según la LRT, la ecuación 2.10 representa la prueba que lleva a cabo un detector de energía para determinar la presencia de una señal de interés, estableciendo el estadístico de prueba para la ED como:

$$T(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x^2(n) \quad (2.11)$$

Por lo tanto, el funcionamiento del detector de energía se basa en la estimación del valor promedio de la energía, o de manera equivalente, en la estimación de la potencia de la señal recibida [80], la cual se compara con un umbral de decisión.

Métricas de desempeño del detector de energía

El desempeño del detector depende del umbral de detección, denotado por λ , que define si la energía medida es suficiente para declarar la presencia de una señal primaria. El umbral se selecciona con base en un compromiso entre las probabilidades de falsa alarma P_{FA} y detección P_D para un valor fijo de P_{FA} garantizando así un control sobre la probabilidad de error tipo I, es decir, aquellos en los que se detecta erróneamente una señal cuando en realidad no está presente.

La probabilidad de falsa alarma significa que se decida por H_1 cuando realmente no hay señal de usuario primario presente, es decir, que se pierde la oportunidad de uso del recurso espectral.

$$P_{FA} = P(T > \lambda; H_0) \quad (2.12)$$

La probabilidad de detección de $P_D = P(T > \lambda; H_1)$.

$$P_D = P(T > \lambda; H_1) \quad (2.13)$$

En este contexto, es común representar las distribuciones de energía bajo las dos hipótesis H_0 (señal ausente) y H_1 (señal presente). En estas representaciones, σ_n^2 denota la varianza del ruido, mientras que σ_s^2 representa la varianza de la señal.

La figura 2.2 muestra la representación de las regiones de decisión en un problema de detección binaria, aplicando el marco del teorema de Neyman-Pearson. Aunque este modelo es general y puede utilizarse en diversos esquemas de detección, resulta

útil para ilustrar el funcionamiento del detector de energía. En la figura se observa la influencia del umbral de detección λ en la decisión entre H_0 y H_1 , así como las regiones correspondientes a la probabilidad de detección P_D , la probabilidad de falsa alarma P_{FA} , las funciones de densidad de probabilidad P_{DF}

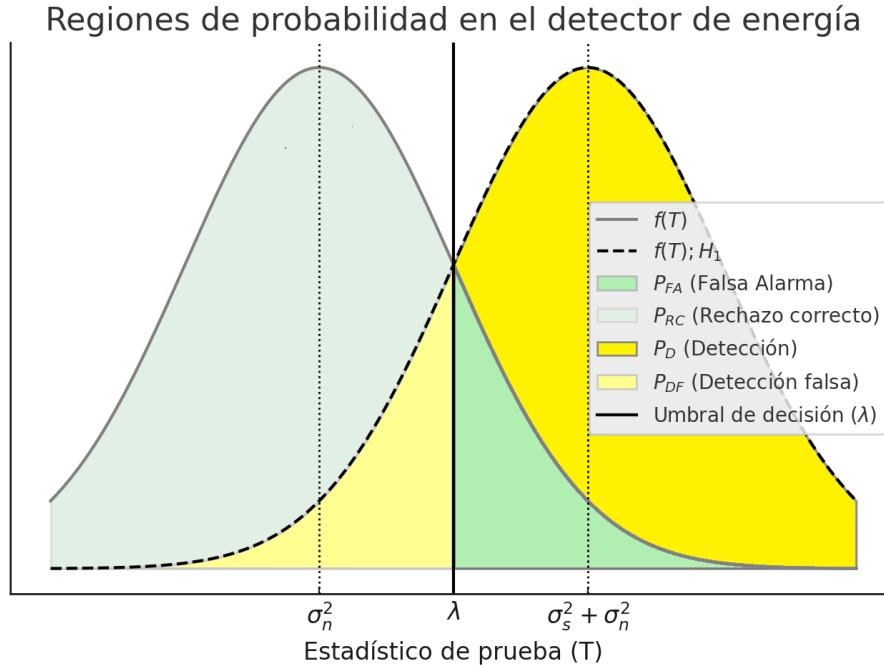


Figura 2.2: Regiones de probabilidad en el detector de energía.

Un incremento en P_D significa también un incremento proporcional en P_{FA} y viceversa. Esto implica el reto de determinar una estrategia para la detección espectral que maximice la P_D mientras la P_{FA} se mantiene en un valor mínimo, por lo que determinar el umbral de detección es crítico para mantener un nivel de desempeño deseable. El teorema de Neyman y Pearson es un método que permite seleccionar el umbral de detección sin la necesidad de conocer la potencia del PU. Establece que la máxima P_D para una P_{FA} se obtiene a través de una razón de máxima verosimilitud (LTR) [81].

Derivado de esto, el umbral λ se calcula para satisfacer una cierta probabilidad de falsa alarma.

$$\lambda = \sigma_w^2 (Q^{-1}(P_{FA}) \sqrt{2/N} + 1) \quad (2.14)$$

A este criterio para determinar el umbral se le conoce como criterio de tasa constante de falsas alarmas (CFAR por sus siglas en inglés *Constant False Alarm Rate*). Finalmente, el único parámetro que se requiere conocer es la potencia del ruido.

En resumen, un detector de energía debe garantizar una alta probabilidad de detección y una baja probabilidad de falsa alarma. El umbral de detección λ debe seleccionarse de tal manera que exista un óptimo balance entre P_D y P_{FA} . En la práctica, el umbral de detección se elige para una determinada tasa de falsa alarma, por lo tanto, el conocimiento de la varianza del ruido es suficiente para la selección del umbral [82]. La precisión del umbral influye en el rendimiento del detector de energía. En lo referente a las desventajas de un detector de energía se encuentran: es susceptible a la incertidumbre de ruido debido a cambios en la temperatura, interferencia y filtrado, complicando determinar el umbral óptimo de detección. Otro fenómeno que se presenta en el detector es el SNR Wall que se puede definir como un umbral de detección, que si se está por debajo de él, las decisiones del detector no son confiables [83], [84]

2.4.2. Limitaciones de la detección de energía

Aunque la ED se ha consolidado como una de las técnicas más utilizadas en sistemas de radios cognitivos (CRS, por sus siglas en inglés, *Cognitive Radio System*) por su simplicidad y bajo costo de implementación, presenta varias limitaciones que afectan su desempeño en escenarios reales. A continuación, se describen los principales desafíos y obstáculos que enfrenta esta técnica:

1. Incertidumbre en la potencia del ruido. La ED se basa en comparar la energía estimada en un canal con un umbral previamente definido, calculado a partir de una estimación puntual de la potencia del ruido. Si bien la comparación puede realizarse con cualquier valor de umbral, su efectividad depende de que dicho umbral haya sido establecido con base en una estimación precisa del ruido. En escenarios reales, las estadísticas del ruido no siempre son conocidas o pueden variar con el tiempo y el entorno. Esta incertidumbre en la potencia del ruido afecta el desempeño del detector, ya que el umbral, aunque válido bajo ciertas condiciones, puede volverse inapropiado cuando dichas condiciones cambian. Esto compromete la confiabilidad de la detección y puede incrementar la probabilidad de falsas alarmas [71], [85].
2. Selección del umbral de detección. El umbral de detección es un parámetro crítico para el correcto funcionamiento del detector. Un umbral demasiado alto

puede disminuir la probabilidad de detectar señales presentes (falsos negativos), mientras que un umbral demasiado bajo incrementa las falsas alarmas (falsos positivos). Ajustar este umbral de manera óptima se vuelve complicado, especialmente en ambientes con condiciones de ruido fluctuante o desconocido [86].

3. Desempeño en condiciones de baja SNR. Uno de los principales desafíos de la ED es su limitada efectividad en situaciones donde la relación señal-ruido (SNR) es baja. En estos casos, las señales con poca potencia pueden no ser detectadas, ya que quedan enmascaradas por el ruido. Esta limitación reduce la capacidad del sistema para identificar huecos espectrales de manera confiable [87].
4. Falta de capacidad de discriminación. A diferencia de otras técnicas de detección basadas en características específicas, la ED no puede identificar la fuente ni el tipo de señal detectada. Esto implica que no puede diferenciar entre señales de usuarios primarios y secundarios, ni reconocer el tipo de servicio o aplicación (por ejemplo, tráfico de voz, video, datos). Esta limitación reduce su utilidad en sistemas que requieren adaptar su comportamiento según la prioridad o el tipo de transmisión presente en el espectro [88].
5. Vulnerabilidad a interferencias. En entornos densos con múltiples fuentes de interferencia, como redes heterogéneas o áreas urbanas, la ED enfrenta dificultades para distinguir entre interferencias y señales útiles. Esto puede provocar detecciones erróneas o pérdidas de oportunidades para aprovechar eficientemente los huecos espectrales [89].
6. Limitaciones en esquemas cooperativos. Aunque la detección cooperativa mejora el desempeño global al combinar observaciones de múltiples nodos, esta estrategia introduce desafíos adicionales. La sincronización entre nodos, la latencia en la transmisión de datos y la necesidad de integrar decisiones en tiempo real complican su implementación. Además, la cooperación entre nodos puede ser vulnerable a ataques maliciosos que provoquen decisiones erróneas [90].
7. Dependencia de ventanas temporales cortas. La ED generalmente analiza la energía en ventanas de tiempo breves, lo que puede llevar a resultados inconsistentes si la actividad espectral es intermitente. En tales casos, los eventos breves de ocupación del espectro pueden pasar desapercibidos, afectando la precisión en la identificación de huecos espectrales disponibles [91].

Problemas como la incertidumbre en la potencia del ruido, la selección adecuada del umbral y la limitada capacidad de discriminación evidencian que la implementación del detector de energía requiere un análisis detallado y ajustes precisos para lograr un desempeño confiable. En particular, abordar la incertidumbre del ruido resulta fundamental, ya que incide directamente en la fijación del umbral y, por tanto, en la fiabilidad de la decisión de detección. En este contexto, el presente trabajo propone una metodología estructurada para analizar, caracterizar y ajustar los parámetros involucrados en la estimación de la potencia del ruido, con el fin de mitigar sus efectos sobre el desempeño del detector y avanzar hacia soluciones más robustas en escenarios reales.

2.5. Conclusiones del capítulo

Sin duda, el recurso espectral es clave para el despliegue eficiente de la red 6G. Las nuevas tecnologías y servicios demandarán un mayor ancho de banda para su funcionamiento, lo cual representa un reto en el contexto actual, donde las políticas regulatorias no han evolucionado con la misma rapidez que las necesidades tecnológicas. En este escenario, la compartición del espectro se perfila como una estrategia prometedora para mejorar la eficiencia en el uso de este recurso finito. Sin embargo, su implementación efectiva requiere del soporte de tecnologías avanzadas como la detección de espectro.

A través de diversas técnicas, entre ellas la detección de energía, es posible mejorar la gestión del espectro al permitir identificar oportunidades de uso sin interferir con los usuarios con licencia. Esto contribuye a evitar interferencias derivadas del uso no coordinado del espectro, incrementando así la eficiencia espectral. No obstante, aún existen retos importantes por atender, como mejorar el desempeño de los detectores en entornos con alta incertidumbre de ruido, así como reducir la latencia y el consumo energético en escenarios dinámicos.

Este capítulo ha destacado áreas de oportunidad específicas para la detección de espectro, particularmente con el uso del detector de energía, subrayando la necesidad de optimizar los algoritmos de estimación de la potencia del ruido para incrementar la sensibilidad y confiabilidad de la detección. En este sentido, la propuesta metodológica desarrollada en este trabajo representa un paso hacia el fortalecimiento del desempeño del detector en condiciones reales, lo cual puede aportar significativamente al desarrollo de soluciones más adaptativas y eficientes para los sistemas de comunicaciones del futuro.

Capítulo 3

Estimación de la potencia de ruido en la detección de energía

La estimación de la potencia de ruido (EPR) es un proceso necesario para el análisis, procesamiento y uso de señales eléctricas. La EPR es una de las principales áreas de oportunidad a resolver en aplicaciones como la reducción de ruido en imágenes [92] y mejora del habla [93] desde hace más de dos décadas. Adicionalmente, al ser el ruido un proceso estocástico, el conocimiento de su varianza es necesario para la implementación de técnicas de procesamiento de señales enfocadas a la segmentación, *clustering* e inferencia estadística [94], [95]. En la actualidad, la EPR se ha vuelto significativamente relevante en los sistemas de comunicaciones inalámbricos emergentes por su rol principal en los procesos de detección y asignación de espectro [96].

En el contexto de la detección de espectro, la literatura reporta diversas técnicas para la estimación de la potencia del ruido. No obstante, la mayoría de ellas han sido desarrolladas para responder a necesidades específicas de determinados sistemas y entornos de operación. Esta condición limita su aprovechamiento en escenarios distintos, ya que, si las características del sistema o del entorno difieren de aquellas contempladas en su diseño original, su desempeño puede verse comprometido. Por ello, para maximizar el potencial de una técnica de EPR y garantizar su aplicabilidad en diversos contextos, resulta indispensable adaptarla a las particularidades de la aplicación o a los requerimientos específicos del caso de uso.

A partir del análisis exhaustivo de las propiedades, requerimientos, y limitaciones identificados para una diversidad de técnicas de EPR, se determinó necesario construir un marco metodológico que describa las etapas requeridas para identificar los parámetros de diseño que tienen el mayor impacto en el desempeño de una deter-

minada técnica de EPR y con ello, obtener la configuración para dichos parámetros que permita el desempeño óptimo de la técnica en una aplicación específica.

3.1. El ruido en los sistemas de comunicación

El nivel de potencia de ruido determina el mínimo nivel de potencia de la señal que puede detectarse y decodificarse correctamente, es decir, determina la sensibilidad de un sistema de comunicaciones. En los procesos de detección de espectro ocurre lo mismo: el nivel de potencia de ruido determina la mínima potencia requerida en la componente de señal primaria para lograr una detección confiable y eficiente. En este trabajo, los tipos de ruido que se consideran son el ruido térmico y el ruido del receptor. El ruido térmico se genera en los conductores eléctricos localizados en la entrada de radiofrecuencia (RF) del receptor, los cuales incluyen la antena y cualquier punto de conexión que la una al receptor. El ruido de receptor es una función de la naturaleza y configuración de los componentes que conforman los circuitos del receptor de radio. Para efectos de modelado y análisis es pertinente incorporar ambas fuentes de ruido en una sola variable, denominada comúnmente ruido de piso o ruido de fondo [97]. En conjunto con el ruido de fondo propio del receptor existen otras señales emitidas por fuentes externas que pueden ser recibidas y detectadas. Estas pueden ser señales deseadas que son útiles para extraer información, o no deseadas que afectan la habilidad del receptor para reconocer la presencia de las señales deseadas. A estas señales no deseadas se les clasifica como señales interferentes o simplemente interferencia.

La potencia total de ruido que experimenta un sistema de detección de espectro corresponde a la suma de distintas fuentes aleatorias, incluyendo los dos tipos de ruido inherentes al sistema y las fuentes de interferencia. Por lo tanto, aplicando el Teorema del Límite Central (TLC) es posible modelar al ruido total en el receptor como una variable aleatoria con distribución Gaussiana. Sin embargo, existe un error en el TLC que tiende a cero cuando la cantidad de variables aleatorias que se suman tiende a infinito. Esto indica que en la práctica la distribución de la variable aleatoria que representa todas las fuentes de ruido se aproxima a una distribución gaussiana [98].

Matemáticamente, si X_1, X_2, \dots, X_n son variables aleatorias independientes con media μ y varianza σ^2 , entonces la distribución de su promedio se aproxima a una distribución Normal a medida que n aumenta, es decir:

$$\sum_{i=1}^n \frac{X_i - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \approx N(0, 1) \quad (3.1)$$

En el contexto de la ED, este teorema es particularmente relevante para modelar el ruido total en un sistema de detección de espectro. Dado que el ruido es el resultado de múltiples fuentes independientes (como el ruido térmico y el ruido del receptor), la suma de estas contribuciones de ruido puede ser modelada como una variable aleatoria gaussiana. Sin embargo, debido a que en la práctica no siempre se conocen todas las fuentes de ruido o su número exacto, el ruido es solo aproximadamente gaussiano, lo cual introduce incertidumbre en la estimación del modelo estadístico del ruido. Esta incertidumbre afecta directamente la exactitud en la configuración de umbrales de detección y, por tanto, la sensibilidad del sistema de detección. El TLC permite suponer una convergencia de la función de densidad de probabilidad del ruido hacia una distribución normal, pero debido a que se desconoce la cantidad exacta de fuentes contribuyentes (o su varianza), esta convergencia no siempre es exacta. Este hecho subraya la importancia de tener estrategias para mitigar los efectos de la incertidumbre del ruido en los sistemas de detección de energía.

3.2. Incertidumbre de ruido y sus efectos en la detección de energía

La incertidumbre de ruido (NU) en el contexto de la ED se refiere a la variabilidad e imprevisibilidad introducida por diversas fuentes de ruido en las mediciones [99]. Esta incertidumbre afecta la precisión y la exactitud de las mediciones de energía, dificultando la distinción entre la señal de interés y las perturbaciones no deseadas. Dada la importancia de estimar con precisión la potencia del ruido para la utilización de técnicas que mejoran la eficiencia y desempeño de los sistemas de comunicaciones, la NU es un factor crítico que limita su alcance y efectividad. En general, la NU puede causar varios efectos negativos en los sistemas de comunicación inalámbricos, incluyendo la degradación de la calidad de la señal y la reducción de la SNR, lo que dificulta la detección y decodificación de señales. Por lo tanto, la NU impacta de manera negativa en la robustez de los sistemas de comunicaciones haciéndolos más vulnerables a fallos [100].

Impacto de la incertidumbre de ruido en la detección de energía

La detección de energía es una técnica fundamental en la identificación de espectro disponible, basada en el cálculo de la energía de las muestras de usuarios con licencia y su comparación con un umbral predefinido. Si la energía detectada supera dicho umbral, se infiere la presencia de un usuario primario; por el contrario, si la energía detectada es inferior al umbral, se concluye que el usuario primario no está presente. Esta decisión de detección es esencial para la asignación dinámica del espectro y la coexistencia eficiente de PU y SU.

Dado que la detección de energía es un método no coherente, no requiere conocimiento previo sobre la señal del usuario primario, lo que la convierte en una opción atractiva por su baja complejidad computacional y reducido retraso en comparación con otras técnicas. Sin embargo, su rendimiento se ve severamente afectado en presencia de incertidumbre del ruido, lo que compromete la fiabilidad de la detección.

Formulación matemática de la incertidumbre de ruido

La incertidumbre de ruido se puede modelar como un intervalo alrededor del valor estimado de la potencia de ruido, $\hat{\sigma}^2$:

$$\sigma^2 \in \left[\frac{\hat{\sigma}^2}{\rho}, \hat{\sigma}^2 \cdot \rho \right] \quad (3.2)$$

donde σ^2 corresponde a la verdadera potencia de ruido y ρ representa el factor de incertidumbre. Dicho factor se relaciona directamente con la incertidumbre en decibeles mediante la siguiente expresión:

$$\rho = 10^{\frac{NU}{10}} \quad (3.3)$$

Por ejemplo, para una incertidumbre de ruido de $NU = 2$ dB, el factor es:

$$\rho = 10^{\frac{2}{10}} \approx 1.58 \quad (3.4)$$

Esto significa que la verdadera potencia del ruido puede fluctuar aproximadamente en un rango de $\pm 58\%$ respecto al valor estimado. En el contexto de la detección de energía, esta variación impacta directamente en la determinación del umbral de decisión: si la potencia real del ruido es mayor que la estimada, se produce un subestimado del umbral, lo que incrementa la probabilidad de falsas alarmas; por el contrario, si la potencia real es menor, el umbral se sobreestima y la tasa de detección disminuye.

Este margen de incertidumbre establece un límite fundamental en el rendimiento del detector de energía, conocido como SNR Wall [100]. Cuando la SNR está por debajo de este límite, la sensibilidad del detector disminuye drásticamente: no puede diferenciar de manera confiable entre la señal deseada y el ruido, lo que resulta en una alta tasa de falsas alarmas (detección de señal cuando no hay ninguna presente) y una baja tasa de detección verdadera (falla en detectar la señal cuando sí está presente). A diferencia de otros escenarios, en los que es posible mejorar el desempeño incrementando el tiempo de observación o empleando algoritmos más sofisticados, el SNR Wall representa un límite físico impuesto por la incertidumbre de ruido, de modo que ninguna de estas estrategias permite superar dicho umbral de desempeño [82].

La incertidumbre de ruido puede originarse por diversas fuentes [101], tales como:

- **Ruido térmico:** generado por la agitación de electrones en los dispositivos electrónicos.
- **Ruido de disparo:** presente en dispositivos semiconductores debido a la naturaleza discreta del transporte de carga.
- **Ruido rosa y ruido ambiental:** variaciones aleatorias causadas por interferencias externas y condiciones de entorno

Para enfrentar estos desafíos, es esencial el desarrollo y la implementación de modelos y métodos robustos que puedan mitigar los efectos adversos de la incertidumbre del ruido. Estos métodos deben ser capaces de adaptarse dinámicamente a las condiciones cambiantes del entorno de ruido, mejorando así la precisión de la detección y la eficiencia en el uso del espectro. En esta sección, exploraremos diversas estrategias avanzadas y técnicas innovadoras diseñadas para manejar la incertidumbre del ruido, desde enfoques estadísticos y algoritmos de detección adaptativa hasta el uso de aprendizaje automático y técnicas de procesamiento de señales avanzadas.

El desarrollo y la implementación de estas estrategias permitirán mejorar la precisión de la detección, optimizar la eficiencia del espectro y garantizar una mejor coexistencia entre PU y secundarios en sistemas de comunicación avanzados, como las redes de radio cognitiva y futuras arquitecturas 6G.

3.3. Taxonomía de las técnicas de estimación de la potencia del ruido

Determinar la potencia del ruido es una tarea importante, ya que la potencia es un parámetro o un indicador del desempeño de un sistema que se utiliza para muchas aplicaciones en el procesamiento de señales y las comunicaciones inalámbricas. Como ejemplos, el conocimiento del ruido se puede aprovechar para evaluar la confiabilidad y calidad de un enlace entre el transmisor y el receptor. En aplicaciones de radiofrecuencia o en la medicina, en donde las señales son débiles, medir la potencia del ruido es crucial para detectar, recibir y procesar dichas señales. En el procesamiento de imágenes, la precisión de los resultados depende de la correcta evaluación de la potencia del ruido para mejorar la calidad visual; lo mismo sucede en la mejora del habla. Por último, en la detección de espectro, en el contexto de la radio cognitiva, para el cálculo del umbral óptimo para la detección de una señal, es crucial la medición precisa de la potencia del ruido en entornos ruidosos. Para estas diversas aplicaciones, es necesario un método de estimación adecuado, que sea no sesgado, con baja varianza, que sea preciso y estable. Además de lo anterior, las técnicas de estimación también deben ser fáciles de implementar y ejecutar.

3.3.1. Principales atributos de los estimadores

Los estimadores de la potencia del ruido son herramientas estadísticas utilizadas en el procesamiento de señales y la teoría de la comunicación para estimar la potencia de la componente del ruido presente en una señal. La calidad de un estimador puede evaluarse a través de los siguientes criterios [102]:

1. Ausencia de sesgo. Se refiere a la propiedad de un estimador de que, en promedio, no tiene sesgo o el sesgo es cero. Es decir, un estimador se considera insesgado si el valor esperado de ese estimador es igual al verdadero valor del parámetro que está siendo estimado.
2. Eficiencia. La eficiencia se refiere al tamaño del error estándar del parámetro a estimar. Si comparamos dos estadísticas de una muestra del mismo tamaño y tratamos de decidir cuál de ellas es un estimador más eficiente, escogeríamos la estadística que tuviera menor error estándar o la menor desviación de la distribución del muestreo.
3. Consistencia. Un estimador de un parámetro es consistente si al aumentar el tamaño de la muestra, se tiene casi la certeza de que el valor estimado se

aproxima bastante al valor esperado del parámetro en cuestión. Si un estimador es coherente, se vuelve más confiable si tenemos tamaños de muestras más grandes.

4. **Suficiencia.** Un estimador es suficiente si utiliza toda la información relevante de la muestra para estimar el parámetro deseado de la población. Es decir, un estimador es suficiente si todo el conocimiento que se obtiene acerca del parámetro es mediante la especificación real de todos los valores de la muestra.
5. **Robustez.** La robustez se refiere a la capacidad de un estimador para mantener un buen rendimiento incluso en presencia de datos atípicos o distribuciones no normales. Un estimador robusto es menos sensible a valores extremos y mantiene su desempeño en una variedad de condiciones.

3.3.2. Clasificación de técnicas para la estimación de la potencia del ruido

Los estimadores de la potencia de ruido se pueden clasificar de diversas maneras, considerando sus características, métodos de cálculo y aplicaciones específicas. Esta clasificación proporciona un marco general para entender las diferentes categorías de estimadores de la potencia del ruido, pero hay que considerar que en la práctica, muchos estimadores pueden combinar características de varias categorías. La elección del estimador dependerá de la aplicación específica y las condiciones del entorno. Algo importante de mencionar es que la mayoría de los algoritmos de estimación, directa o indirectamente, dependen de la extracción de muestras de ruido de la señal recibida [96]. En este trabajo, se clasificaron los estimadores de ruido de acuerdo a la aplicación específica.

1. **Estimadores de la potencia del ruido para mejora del habla.** En el área de la mejora del habla, los métodos para estimar la potencia del ruido se han venido desarrollando y explorando por muchos años. Estos estimadores fueron desarrollados y probados en varios tipos de ruido y bajo distintas condiciones de SNR [103]. En el área de mejora del habla es necesaria la estimación de la potencia del ruido para diversas aplicaciones. Por ejemplo, en aplicaciones de reducción de ruido se requiere calcular una función de ganancia espectral que se utiliza para recuperar una estimación de la señal de voz limpia. Hay otras aplicaciones que requieren una estimación de la relación señal a ruido (SNR) por ejemplo, la detección de actividad de voz/alta voz. Como la potencia del ruido puede cambiar rápidamente con el tiempo, su estimación debe actualizarse con

la mayor frecuencia posible. Si existe sobreestimación o subestimación de la potencia del ruido, como consecuencia se presentará una supresión excesiva o insuficiente de la señal de ruido y podría conducir a una inteligibilidad reducida o una cantidad innecesaria de ruido residual. Una forma de estimar la potencia del ruido en los sistemas de audio es cuando la señal está ausente por lo que estos algoritmos de estimación requieren la detección de la actividad del habla, sin embargo en escenarios de ruido no estacionario, esta detección se vuelve compleja. Para mejorar la estimación de la potencia del ruido, se han propuesto varios enfoques de técnicas como los basados en las estadísticas mínimas, los basados en el promediado recursivo de la potencia del ruido utilizando la probabilidad de la presencia de señal y recientemente las técnicas se centran en el seguimiento de la potencia del ruido con retardo corto, con el fin de mejorar la reducción del ruido en entornos de ruido no estacionario [104]. En un estimador de la potencia del ruido es importante considerar la estacionariedad, el tiempo, el modelado del ruido, la adaptabilidad, la estimación robusta, la eficiencia computacional y la selección de la ventana, con el fin de minimizar el efecto de las discontinuidades que puedan afectar la precisión del estimador.

- 2. Estimadores de la potencia del ruido para el procesamiento de imágenes.** La estimación de la potencia del ruido es necesaria para caracterizar los sistemas de imágenes. El ruido está relacionado con las fluctuaciones de señal presentes en el proceso de formación de la imagen. En el área de procesamiento de imágenes, es importante distinguir las diversas fuentes de ruido [105]. El tipo de ruido más estudiado en la literatura es el gaussiano, ya que se presenta con más frecuencia en las imágenes digitales. En general, las técnicas de estimación de ruido pueden clasificarse en dos conjuntos, según se efectúen en el dominio del tiempo o en el de la frecuencia. Las técnicas en el tiempo pueden ser agrupadas en tres: las que dividen la imagen en bloques, las que aplican filtrado y las híbridas. En principio, las técnicas basadas en bloques tratan de identificar zonas uniformes cuyas variaciones de intensidad se deben idealmente solo al ruido, y luego se utilizan herramientas estadísticas para estimar el ruido. Las que se basan en filtros obtienen una imagen al aplicar una máscara pasa alto o de pasa banda sobre la original para distinguir el ruido de la señal y posteriormente estiman el nivel de ruido restante en la imagen obtenida. Las técnicas en las que la estimación se hace en el dominio de la frecuencia efectúan un análisis del espectro de la imagen utilizando una transformación de correlación, como la transformación de onda discreta [106]. Los requerimientos para el diseño de un estimador involucran la estacionariedad del ruido, la independencia espa-

cial, el conocimiento del modelo de ruido, suficientes datos de muestra, que se adapte a diferentes condiciones de iluminación, que sea robusto y eficiente computacionalmente.

3. **Estimadores de la potencia del ruido para la detección de energía.** La estimación de la potencia del ruido es fundamental en los procesos de detección de energía. El proceso de detección implica monitorear el espectro de radiofrecuencia para determinar la presencia de señales y evaluar la calidad del canal. La estimación precisa de la potencia del ruido es crucial para distinguir entre una señal presente y el ruido del entorno. Si se estima con precisión la potencia del ruido, las técnicas de detección de energía pueden establecer umbrales adecuados para decidir si una señal se puede considerar una transmisión primaria o si se trata solamente de ruido. Para estimar la potencia del ruido para la detección de energía, se han adaptado técnicas y algoritmos procedentes del procesamiento de señales de audio e imágenes [107], [108], [109]. Algunas de las técnicas propuestas asumen que el ruido es estacionario o que sigue una distribución normal por lo que es importante caracterizar completamente el ruido ya que en ambientes reales, estas suposiciones no siempre se cumplen, por lo que un estimador de la potencia del ruido para la ED debe de ser capaz de estimar en entornos no estacionarios o con ruidos distintos al gaussiano. En general, para el diseño de un estimador de la potencia de ruido para la detección de energía debe considerarse la estacionariedad del ruido, si se tiene conocimiento del ruido, si se considera la linealidad y tiempo invariante en el sistema, el ancho de banda, la robustez, la eficiencia computacional y la incertidumbre del ruido.
4. **Estimadores de la potencia del ruido para sistemas de comunicación.** La estimación de la potencia del ruido en sistemas de comunicaciones, especialmente en redes inalámbricas, es necesaria para el diseño de sistemas eficientes y para garantizar una transmisión de datos confiable. Usualmente el ruido en un sistema de comunicaciones se debe a las interferencias no deseadas o a la variabilidad de la señal que puede afectar la calidad de la transmisión. En aplicaciones que involucran redes de sensores inalámbricos, es posible percibir el entorno circundante de cada nodo sensor evaluando la potencia del ruido del nodo. También, la estimación de la potencia del ruido es importante para garantizar que se cumplan los requisitos de calidad para mantener niveles aceptables de rendimiento de la señal, a pesar de las condiciones variables de la red [110]. Algunos requisitos clave para los estimadores de la potencia del ruido en el contexto de las redes de comunicaciones incluyen el modelo de canal, las

condiciones del entorno, el ancho de banda de la señal, el tiempo de muestreo, el hardware empleado, que sea adaptable y eficiente computacionalmente.

3.4. Conclusiones del capítulo

La estimación de la potencia del ruido es un proceso fundamental en una amplia variedad de aplicaciones, desde la mejora del habla y el procesamiento de imágenes hasta la detección de energía en sistemas de radio cognitiva. A lo largo de este capítulo, se han discutido los principales retos y metodologías para abordar este problema, resaltando la importancia de adaptar las técnicas de estimación a las condiciones específicas del sistema en el que se aplican.

A pesar de los avances en la estimación de la potencia de ruido, persisten desafíos significativos, en particular en entornos dinámicos y no estacionarios, donde la incertidumbre en el ruido introduce limitaciones en la precisión de los estimadores. En este sentido, la integración de enfoques híbridos, que combinen modelos estadísticos tradicionales con técnicas de aprendizaje automático, abre nuevas posibilidades para mejorar la exactitud y robustez de la estimación de ruido en distintos escenarios.

En el futuro, la optimización de las técnicas de EPR deberá enfocarse en la adaptabilidad, la eficiencia computacional y la precisión bajo condiciones de variabilidad. En este contexto, la integración de metodologías avanzadas con estrategias de diseño de experimentos y análisis de sensibilidad constituye un enfoque sólido para mejorar la fiabilidad de los detectores de espectro. El DoE permite identificar y evaluar sistemáticamente la influencia de los parámetros operacionales sobre el desempeño de la técnica de estimación de ruido, mientras que el análisis de sensibilidad cuantifica el impacto de las variaciones en dichos parámetros, priorizando aquellos que afectan de manera crítica la detección. Esta combinación facilita la calibración óptima de la técnica de EPR para escenarios específicos, reduciendo la incertidumbre del ruido y, en consecuencia, incrementando la capacidad del detector para distinguir de forma confiable entre señal y ruido en entornos complejos.

Capítulo 4

Marco metodológico para el análisis y mejora de técnicas para la estimación de la potencia del ruido

Las técnicas de estimación de la potencia de ruido (TEPR) que se presentaron y discutieron en el Capítulo 3 comparten un elemento en común: pueden ser expresadas en forma algorítmica. Además, en la discusión desarrollada en dicho capítulo se abordan las problemáticas identificadas en las diferentes técnicas y, a partir de estas, se define la necesidad de lograr dos objetivos principales: maximizar la exactitud de la estimación de la potencia del ruido (EPR) y minimizar la complejidad computacional de la técnica. Otro aspecto importante que resalta al revisar estructuralmente la vasta colección de técnicas existentes es el cuestionamiento de si los requerimientos futuros de los sistemas que dependen del conocimiento de la potencia del ruido necesitarán la creación de nuevas TEPR o si las técnicas existentes pueden ser adaptadas y mejoradas para satisfacer dichos requerimientos.

Tomando como inspiración la frase

Lo que no se define, no se puede medir. Lo que no se mide, no se puede mejorar. Lo que no se mejora, se degrada siempre

Atribuida al físico y matemático británico William Thomson Kelvin, es posible abordar el análisis de las TEPR desde la perspectiva de la estadística y la algoritmia para definir, medir y mejorar cualquier TEPR con base en una serie de procesos estructurados y validados.

A continuación se describe el marco metodológico propuesto en este proyecto de tesis para describir, caracterizar y mejorar TEPR mediante la integración de herramientas de análisis estadístico y de optimización de algoritmos. El objetivo principal de esta metodología es establecer lineamientos y recomendaciones para determinar los factores significativos en el proceso de optimización del desempeño de una diversidad de TEPR. Estos lineamientos y recomendaciones favorecen la mejora del proceso de EPR en una diversidad de contextos, trayendo consigo beneficios en las aplicaciones para las cuales el conocimiento exacto de la potencia del ruido es indispensable. En este proyecto se define como campo de aplicación la reducción de la incertidumbre de ruido que afecta el desempeño del detector de energía, como se discutió previamente en el Capítulo 2.

El marco metodológico propuesto consta de las siguientes cinco etapas:

- Identificación y caracterización de parámetros operacionales.
- Análisis de correlación
- Análisis de sensibilidad
- Calibración de parámetros
- Métricas de evaluación

las cuales se representan en forma esquemática en la Figura 4.1 y se describen a detalle en el resto del Capítulo.

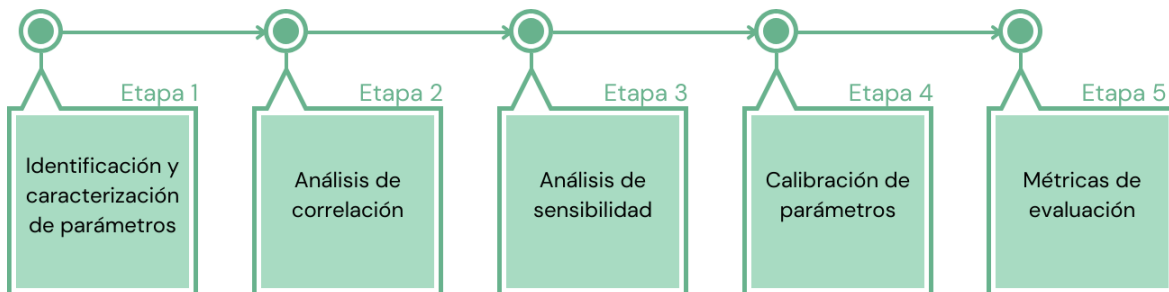


Figura 4.1: Etapas del marco metodológico para el análisis y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido

4.1. Enfoques identificados para el análisis y evaluación de las TEPR

En la literatura existe una amplia diversidad de técnicas disponibles para estimar la potencia del ruido. Si bien no es posible establecer con exactitud el trabajo originario de las TEPR, puede considerarse que el filtro acoplado [111] introducido en el año 1943 representa la primera aproximación. El filtro acoplado es propuesto como una técnica de detección óptima para señales inmersas en ruido. Su funcionamiento consiste, de manera general, en adaptar la respuesta del filtro a la forma de la señal recibida, de tal manera que se maximice la relación señal a ruido a la salida. Al hacerlo, el filtro permite distinguir con mayor precisión la potencia del ruido de la señal útil, lo que lo convierte en un antecedente directo de las técnicas posteriores de estimación de la potencia del ruido.

Desde entonces, los avances en el desarrollo de las telecomunicaciones, el procesamiento de señales, la instrumentación, etc., han puesto de manifiesto la importancia de modelar y caracterizar el ruido presente en los sistemas electrónicos, principalmente para mejorar la calidad de las señales capturadas o transmitidas en entornos ruidosos. En este sentido, conocer la potencia del ruido es esencial para optimizar algoritmos de procesamiento y análisis de señales, que buscan diferenciar información útil de las señales no deseadas. Además, en aplicaciones como el diseño de sistemas de comunicación, la estimación precisa de la potencia de ruido facilita la selección de parámetros que maximicen el rendimiento y la fiabilidad del sistema, minimizando pérdidas y aumentando la eficiencia. Esta sección explora algunos enfoques identificados para analizar y evaluar técnicas de EPR, proporcionando un marco teórico que respalda la necesidad de metodologías adecuadas para mejorar la EPR en contextos específicos.

Para cuantificar de alguna forma el universo de los trabajos relacionados con propuestas para la EPR, se realizó una búsqueda estructurada en la base de datos de Google Académico, considerando ciertas palabras clave, así como funciones de búsqueda estructurada; los resultados se resumen en la Tabla 4.1. De este ejercicio se observa que, aunque existe un número considerable de publicaciones dedicadas a la EPR en general, las contribuciones enfocadas a metodologías de evaluación de TEPR representan una fracción mínima (menos del 1 %). Esto refleja que la mayoría de los trabajos se centran en proponer o aplicar técnicas de estimación, pero rara vez abordan de manera explícita cómo analizar, evaluar y optimizar dichas técnicas bajo un marco metodológico sistemático.

En el trabajo propuesto por [112] se desarrolla un dispositivo para el apoyo de personas con discapacidad auditiva. El proyecto integra una TEPR basada en la

4.1. ENFOQUES IDENTIFICADOS PARA EL ANÁLISIS Y EVALUACIÓN DE LAS
TEPR

Criterio de búsqueda	Combinación de palabras clave	Trabajos encontrados
Todas las propuestas relacionadas con EPR	“Noise power estimation” OR “Noise estimation”	17,100
Propuestas de EPR en la detección de espectro	(“Noise power estimation” OR “Noise estimation”) AND “spectrum sensing”	1,270
Propuestas de EPR en la mejora del habla	(“Noise power estimation” OR “Noise estimation”) AND “speech enhancement”	6,500
Propuestas de EPR en el procesamiento de imágenes	(“Noise power estimation” OR “Noise estimation”) AND “image processing”	12,800
Metodologías de evaluación para técnicas de EPR	(“Noise power estimation” OR “Noise estimation”) AND (“evaluation framework” OR “evaluation methodology”	446

Tabla 4.1: Cuantificación de la diversidad de trabajos académicos relacionados con la EPR y sus orientaciones principales a través de la búsqueda sistemática en la base de datos de Google Académico.

sustracción espectral para mejorar la calidad del sonido transmitido por el dispositivo. La TEPR consta de varias etapas en las que se requieren una diversidad de factores de configuración. No obstante, la estrategia utilizada por los autores para seleccionar los valores de dichos parámetros de configuración es principalmente empírica y basada en su experiencia, de tal forma que no se considera el análisis de las implicaciones de los valores seleccionados y cómo estos pueden afectar el desempeño final del dispositivo desarrollado.

Un enfoque un tanto distinto para la EPR se propone en [113], en donde los autores integran un algoritmo de aprendizaje profundo para mejorar un estimador basado en el error cuadrático medio mínimo (MMSE, por sus siglas en inglés *Minimum Mean-Square Error*). La mejora consiste en compensar el sesgo que se produce por la suposición de que los cambios temporales en la señal de ruido son significativamente más lentos que los de la señal del habla. Las métricas utilizadas para evaluar la propuesta frente a otras técnicas de EPR como el promedio recursivo controlado por mínimos (MCRA, por sus siglas en inglés, *minima controlled recursive averaging*, las estadísticas mínimas (MS, por sus siglas en inglés, *minimum statistics* y el MMSE simple, entre otras, incluyen tanto la exactitud de la estimación como, desde la perspectiva de aplicación, la Evaluación Perceptiva de la Calidad del Habla (PESQ, por sus siglas en inglés *perceptual evaluation of speech quality*) y la inteligibilidad objetiva a corto plazo (STOI, por sus siglas en inglés *short-time objective intelligibility*). Si bien la mejora de la técnica se basa en la identificación de las áreas de oportunidad de las técnicas MMSE existentes en la literatura, su propuesta de evaluación difícilmente puede ser generalizada a otros enfoques para la EPR. Además, es posible cuestionar si la comparación que presentan es realmente justa, ya que las técnicas con las que se compara no han sido sometidas a un proceso de mejora.

Por otro lado, el trabajo propuesto por [114] plantea la evaluación de una serie de algoritmos para la mejora del habla basados en la EPR, en el contexto específico de aplicaciones de habla electrolaríngea. En los resultados del análisis se compara el desempeño de los algoritmos DATE, DATE basado en la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT, por sus siglas en inglés *Short-Time Fourier Transform*) y DATE basado en la Transformada Wavelet Discreta (DWT, por sus siglas en inglés *Discrete Wavetel Transform*), utilizando métricas objetivas y subjetivas. Si bien este estudio presenta una metodología para realizar la comparación de técnicas de mejora del habla, el análisis de la efectividad se centra en la aplicación final y no específicamente en las TEPR empleadas dentro de los algoritmos. No obstante, la descripción metodológica presentada para la evaluación sistemática de los algoritmos sienta un precedente sobre la importancia de establecer procedimientos formales para el análisis y evaluación de las técnicas de estimación de la potencia del ruido empleadas en

algoritmos de mejora del habla.

De igual forma, en [23], los autores abordan la necesidad de establecer una metodología de simulación que permita evaluar de manera sistemática diversas TEPR en términos de exactitud, estabilidad y complejidad. No obstante, no se discuten mecanismos que permitan identificar los factores potenciales para mejorar las técnicas, ya que la propuesta se centra en comparar el desempeño de las técnicas en términos de las métricas previamente mencionadas al implementar su propuesta para la separación de muestras en el proceso extracción de la componente de ruido a partir de la señal recibida.

De acuerdo a la revisión de trabajos relacionados con el diseño de técnicas y algoritmos para la EPR que acompañó el presente proyecto de tesis, se determinó necesario abordar una estrategia orientada a la evaluación sistemática de las TEPR, de tal forma que sea posible examinar minuciosamente las etapas, elementos, factores, características y limitaciones de cualquier TEPR. Adicionalmente, no se identificaron trabajos académicos que propongan enfoques metodológicos integrales para sistematizar la evaluación de las TEPR; por ello, en este trabajo se propone el desarrollo de un marco metodológico que describa con claridad y objetividad los pasos necesarios para el análisis y mejora de las TEPR de tal manera que puedan ser adaptadas a una diversidad de contextos y aplicaciones.

4.2. Etapas propuestas para el análisis y mejora de las TEPR

La mejora de procesos es un campo de estudio que encuentra aplicación en una extensa gama de contextos como la industria, la educación, las finanzas, etc. Considerando que la EPR es un proceso, resulta natural considerar que puede mejorarse para producir información de mayor exactitud. Con esto en mente, en este trabajo de tesis se propone un marco metodológico que describe, de manera clara y coherente, la estructura necesaria para analizar de manera exhaustiva y sistemática los parámetros de operación que influyen en el desempeño de una TEPR, con el objetivo de calibrarlos para producir una estimación óptima. A continuación se detallan las etapas de la metodología propuesta.

4.2.1. Identificación y caracterización de parámetros operacionales

El primer paso de la metodología es la identificación y caracterización de los parámetros operacionales que influyen en el desempeño de la TEPR. El objetivo es establecer un conjunto claro y definido de parámetros que deben ser inspeccionados para determinar su incidencia en el desempeño de la técnica. Identificar y caracterizar los parámetros proporciona una base sólida de información para las etapas posteriores del análisis; es decir, si no se logra dimensionar la influencia de los parámetros de operación en el desempeño de la técnica, entonces no existirá una referencia adecuada para la toma de decisiones en torno a los ajustes o modificaciones necesarias para mejorar su desempeño. Adicionalmente, esta etapa no solo permite definir los elementos críticos del sistema, sino también establecer límites de operación y detectar las fuentes de error o incertidumbre.

Procedimiento:

A continuación se describe el procedimiento utilizado para la identificación y caracterización de los parámetros operacionales que serán analizados para cuantificar y mejorar el desempeño de una TEPR:

- **Identificar parámetros operacionales.** Los parámetros operacionales son valores o coeficientes que determinan el funcionamiento interno del algoritmo definido en la técnica, y que no se modifican durante su ejecución. Un ejemplo de esto sería la ganancia de un amplificador o el coeficiente de un filtro, considerando que estos no son adaptativos. La identificación de parámetros implica la selección de aquellos que, por su naturaleza, afectan directamente el resultado de la estimación. Para esto se analiza la literatura y las especificaciones del algoritmo. La revisión bibliográfica permite aprovechar el conocimiento en estudios previos, proporcionando un marco de referencia sobre cómo se han configurado y ajustado parámetros en aplicaciones similares [115]. Además, la revisión bibliográfica ayuda a contextualizar la elección de parámetros dentro de un conjunto de evidencia empírica permitiendo identificar tendencias, prácticas comunes y configuraciones exitosas.
- **Caracterizar los parámetros identificados.** Una vez identificados los parámetros, deben ser caracterizados para determinar sus posibles valores y su impacto en el desempeño de la técnica. Basado en la literatura científica y en los resultados de investigaciones previas [116], se selecciona un rango de valores para cada

parámetro. Estos valores iniciales deben considerar todos los valores utilizados en las diferentes implementaciones documentadas. En caso de no disponer de implementaciones previas, se puede recurrir a modelos teóricos para caracterizar el impacto de los parámetros en el desempeño de la técnica. Estos modelos se basan en ecuaciones y fundamentos teóricos que sustentan el método, proporcionando la información necesaria para el análisis.

- **Documentar el proceso de identificación y caracterización.** Al finalizar esta etapa, se debe proporcionar un resumen de los hallazgos clave relacionados con los parámetros. Esto incluye un resumen de los parámetros identificados y su justificación, descripción de los valores caracterizados y el rango de operación propuesto. Esta documentación permite definir los elementos críticos del sistema, establecer los límites de operación y detectar posibles fuentes de error o incertidumbre.

4.2.2. Análisis de correlación

Después de completar la etapa de identificación y caracterización de parámetros, la segunda fase en la metodología es realizar un análisis de correlación. El objetivo de esta etapa es determinar la relación entre los diferentes parámetros seleccionados en la etapa previa y la estimación de la potencia del ruido para cuantificar su influencia en el error de estimación.

Existen diversas técnicas, herramientas y modelos que permiten realizar un análisis de correlación, cada una de ellas adaptada a diferentes tipos de datos y objetivos. Por ejemplo, el coeficiente de correlación de Pearson evalúa la relación lineal entre dos variables continuas; el coeficiente de correlación de Spearman, siendo una alternativa no paramétrica, mide la correlación entre rangos en lugar de valores exactos; la prueba de correlación de Chi-Cuadrado evalúa la asociación entre dos variables categóricas y mide si hay dependencia entre ellas [117]. La potencia del ruido es una variable aleatoria continua, por lo que de entrada la prueba chi-cuadrada queda descartada por ser aplicable a variables categóricas. Por otro lado, como se expuso en el Capítulo 3, el ruido en los sistemas electrónicos es un proceso gaussiano por naturaleza, lo que implica que las pruebas paramétricas resultan adecuadas por la simetría de la distribución. En este sentido, de acuerdo a las características de la variable de salida del proceso de estimación de la potencia de ruido, la técnica más adecuada para efectuar el análisis de correlación es la propuesta por Pearson [118].

El coeficiente de correlación producto-momento de Pearson se emplea para cuantificar la relación lineal entre dos variables cuantitativas. Considerando n observaciones

apareadas para la variable independiente x y la variable dependiente y , el coeficiente de Pearson, denotado por r , se obtiene mediante la siguiente expresión:

$$r = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{n \sum x^2 - n \sum y^2 - (\sum y)^2}} \quad (4.1)$$

El coeficiente de Pearson se representa empleando una escala continua de valores dentro del intervalo $[-1, 1]$, donde 1 indica una correlación positiva perfecta, -1 una correlación negativa perfecta y 0 la ausencia de correlación. La correlación positiva perfecta indica que la variable definida como dependiente es directamente proporcional a la variable independiente; por otro lado, la correlación perfecta negativa indica proporcionalidad inversa entre ambas variables. La ausencia de correlación indica independencia estadística entre las variables analizadas. En este sentido, considerando que la salida de la TEPR, es decir, la estima de la potencia del ruido, es la variable dependiente y los parámetros de operación seleccionados en la etapa previa son un conjunto de variables independientes, el análisis de correlación establece premisas iniciales para determinar la dependencia estadística entre la estimación de la potencia de ruido y los parámetros de operación de la TEPR.

Una herramienta complementaria para el análisis de correlación son los diagramas de dispersión. Un diagrama de dispersión, también conocido como diagrama de nube de puntos, es una herramienta gráfica que permite visualizar la relación entre dos variables empleando una serie de puntos para representar los pares ordenados correspondientes a cada punto dentro del espacio muestral. Estas tendencias pueden ser relaciones lineales positivas como se observa en la Figura 4.2, lineales negativas como se presenta en la Figura 4.3, no lineales como se muestra en la Figura 4.4, o bien, no seguir ninguna tendencia como se presenta en la Figura 4.5.

Procedimiento:

Para poder llevar a cabo un análisis de correlación que sea de utilidad para la selección de los parámetros operacionales de mayor impacto en la operación de una TEPR se proponen los siguientes pasos:

- **Definir un modelo de simulación.** Para llevar a cabo el análisis de correlación, es necesario implementar la TEPR para obtener la estimación de la potencia del ruido a medida que se varían los valores de los parámetros seleccionados en la etapa previa. El modelo de simulación debe asegurar la capacidad de almacenar en memoria la salida del estimador en cada ejecución, de forma tal que permita construir una base de datos de pares ordenados (X_i, Y_i) para $i = 1, 2, \dots, M$, donde M es la cantidad de parámetros seleccionados,

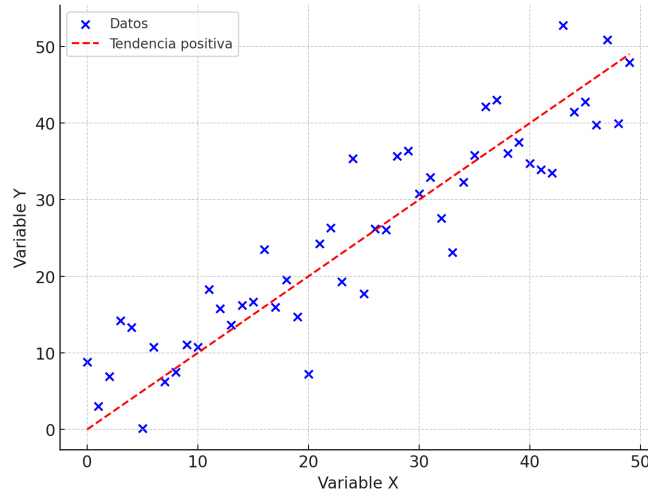


Figura 4.2: Diagrama de dispersión que muestra una correlación positiva entre dos variables

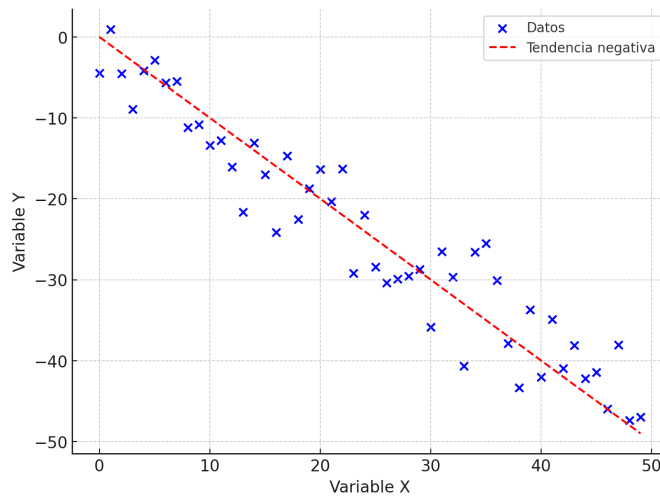


Figura 4.3: Diagrama de dispersión que muestra una correlación negativa entre dos variables

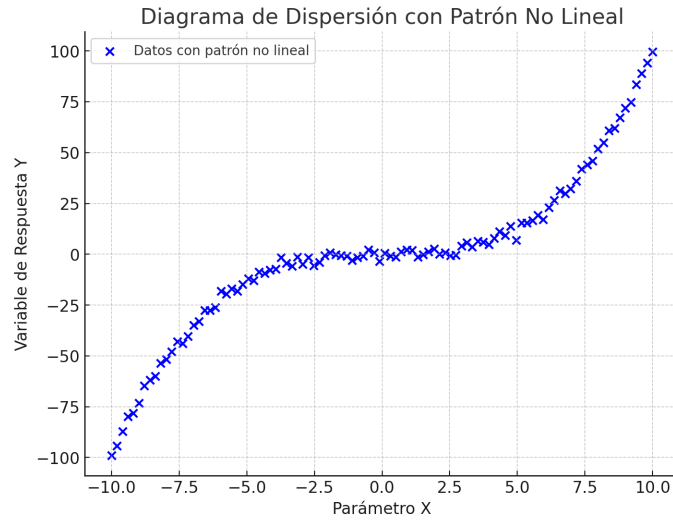


Figura 4.4: Diagrama de dispersión que muestra una correlación no lineal

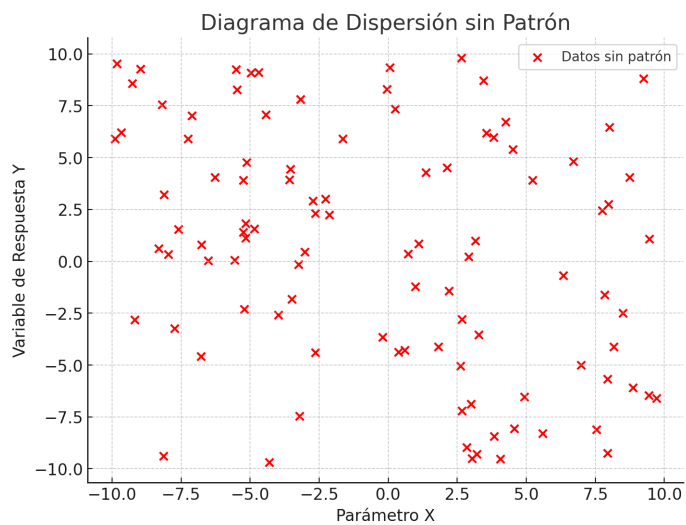


Figura 4.5: Diagrama de dispersión que muestra que no hay correlación entre dos variables

$X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_l\}$ es el conjunto de los l valores definidos para el i -ésimo parámetro de configuración a evaluar, y Y_i es el conjunto de valores obtenidos a la salida del estimador para cada configuración. Es importante que el modelo de simulación mantenga un entorno controlado para las variables aleatorias, controlando las semillas de los generadores pseudoaleatorios y documentando las variables de contexto de acuerdo al entorno de aplicación de la TEPR. Por ejemplo, para el análisis de una TEPR en el contexto de la detección de energía, una variable de contexto es la relación señal a ruido (SNR, por su sigla en inglés *Signal-to-Noise Ratio*) presente al momento de aplicar la técnica para estimar la potencia del ruido. Documentar estas variables resulta de utilidad para identificar factores externos a la TEPR que pudieran afectar su desempeño.

- **Obtener los coeficientes de correlación.** Una vez que se tiene la base de datos de pares ordenados (X_i, Y_i) , el siguiente paso es calcular los M coeficientes de correlación utilizando la ecuación 4.1 y generar los gráficos de dispersión para cada uno de los parámetros. Es importante mencionar que el uso de la ecuación 4.1 se basa en el supuesto de que los parámetros de configuración son variables cuantitativas que se definen para una escala continua dentro de un rango finito de valores, pero si este supuesto no se cumple, entonces los coeficientes de correlación se deberán obtener empleando las herramientas estadísticas adecuadas.
- **Identificar los parámetros de mayor influencia en la estimación.** Si un parámetro muestra una correlación fuerte con la estimación de la potencia del ruido, significa que existe alta dependencia estadística entre el parámetro y la salida del estimador. Una alta dependencia estadística indica que el valor definido para el parámetro tendrá un impacto significativo en el desempeño del estimador. En este sentido, los parámetros analizados deberán clasificarse en función del índice de correlación tomando como referencia la siguiente clasificación [118]:

$$\begin{aligned} r \leq -0.8 \cap r \geq 0.8 &\rightarrow \text{Correlación fuerte} \\ -0.8 < r \leq -0.1 \cap 0.1 \leq r < 0.8 &\rightarrow \text{Correlación débil} \\ -0.1 < r < 0.1 &\rightarrow \text{Sin correlación} \end{aligned}$$

Una vez que se han clasificado los parámetros de operación, se seleccionarán aquellos que presentan correlación fuerte para ser considerados en el análisis de sensibilidad que se describe en la siguiente etapa.

4.2.3. Análisis de sensibilidad

Aunque el análisis de correlación es útil para dimensionar la relación entre dos variables, y con ello tener una noción preliminar sobre el o los parámetros que presentan una mayor dependencia estadística con la estimación de la potencia de ruido, este no proporciona información sobre el impacto que la variación conjunta de los parámetros operacionales tendrá sobre el desempeño de la TEPR. En este sentido, para lograr el máximo desempeño de la técnica es necesario investigar el impacto conjunto de los parámetros de operación, así como la determinación de sus valores óptimos, por lo que se vuelve necesario incorporar técnicas estadísticas de análisis multivariado.

El análisis de sensibilidad en estadística es un conjunto de técnicas utilizadas para evaluar cómo los cambios en las variables de entrada o parámetros de un modelo afectan su salida o resultados. Este tipo de análisis es especialmente útil para entender la robustez de los modelos y para identificar cuáles variables tienen mayor impacto en los resultados. En el caso de la TEPR, el análisis de sensibilidad permite evaluar la respuesta del estimador ante variaciones en dos o más parámetros, permitiendo así identificar los parámetros que requieren ajustarse para que la TEPR logre su máximo desempeño.

Dentro de los objetivos del análisis de sensibilidad están determinar cuáles variables tienen un impacto significativo en el modelo, permitiendo así priorizar su análisis o recolección de datos con mayor precisión, y comprobar si los resultados del modelo permanecen consistentes frente a cambios en los supuestos o en los valores de entrada, apoyando en la toma de decisiones al identificar los parámetros que pueden ajustarse para mejorar los resultados. Adicionalmente, el análisis de sensibilidad proporciona una manera de medir la incertidumbre del modelo, lo cual es crucial en contextos donde las entradas pueden no estar completamente definidas o precisas [119].

Existen diversas maneras de clasificar las técnicas existentes para llevar a cabo un análisis de sensibilidad. De acuerdo con [120] existen tres enfoques desde una perspectiva metodológica: (a) Métodos matemáticos, (b) métodos estadísticos, y (c) métodos gráficos. Los métodos matemáticos permiten evaluar la sensibilidad que la salida de un modelo tiene a un determinado rango de variación de entradas representadas por variables deterministas. Estos métodos típicamente involucran el cálculo de la salida para un conjunto de valores representativos de la entrada. El principal inconveniente con los métodos matemáticos es que no abordan la variabilidad en la salida asociada a la varianza de la entrada, y solo se enfocan en el impacto del rango de variación. Por otro lado, los métodos estadísticos involucran la ejecución de simulaciones en las que las variables de entrada al modelo se representan a través de variables aleatorias con una determinada distribución con el objetivo de evaluar el efecto de la varianza

en la entrada en la distribución de la salida. La posibilidad de considerar que tanto entradas como salidas se representan a través de variables aleatorias brinda una mayor flexibilidad para el análisis de sensibilidad de modelos de aplicación práctica, aunque dependiendo de la técnica y herramientas utilizadas para la implementación del modelo estadístico, estos pueden ser significativamente complejos de implementar. Finalmente, los métodos gráficos implican el uso de herramientas gráficas para evaluar las interacciones entre las variables de entrada y la salida de un determinado modelo. Los métodos gráficos generalmente se utilizan como estrategia de revisión preliminar antes de elegir un método matemático o estadístico, de tal forma que se convierten en un elemento de análisis complementario.

Considerando que el problema de la mejora de TEPR requiere identificar no solo el impacto de factores determinísticos, sino también el impacto de las variaciones aleatorias en los parámetros de operación y variables de contexto asociadas con la aplicación de la técnica, los métodos estadísticos son la opción adecuada para realizar el análisis de sensibilidad. Ahora bien, dentro de los métodos estadísticos existen diversas propuestas para la obtención de los índices de sensibilidad, cuya adecuación depende en gran medida del modelo bajo estudio. Por ejemplo, el análisis de regresión permite analizar la sensibilidad de un modelo a través de la descripción de la relación entre variables de entrada y de salida, el control de las variables predictoras para valores específicos obtenidos por las variables de respuesta y la predicción de las variables de salida en función de las variables predictoras. No obstante, el análisis de regresión se basa en el supuesto de que las variables de entrada (predictoras) son independientes e igualmente distribuidas, lo cual no siempre es el caso en los sistemas prácticos. Adicionalmente, si la relación entre las variables de entrada y la salida no es lineal, el índice de sensibilidad pierde confiabilidad. En este sentido, la validez del análisis de regresión depende en gran medida del cumplimiento de los supuestos asociados al modelo lineal, tales como linealidad, independencia de los errores, homogeneidad de varianzas y normalidad de los residuos [120]. Por otro lado, el análisis de varianzas o ANOVA es otra técnica basada en métodos estadísticos para realizar análisis de sensibilidad. El ANOVA no depende del modelo de los datos, por lo que no depende del conocimiento de la distribución subyacente de los datos, ni de la exigencia de independencia entre las variables de entrada.

En términos generales, lo que el análisis de sensibilidad requiere es definir un mecanismo que permita evaluar el comportamiento de la variable de salida de un modelo en función de los cambios de sus variables de entrada. En el caso de los métodos estadísticos, existen herramientas disponibles en la literatura, por ejemplo, el computacionalmente costoso método de Monte Carlo [121] que plantea la construcción de modelos de simulación cíclica para evaluar todas las posibles combinaciones

de valores para las variables de entrada. Si bien, esta estrategia permite incorporar la incertidumbre en las variables de entrada al definir las como distribuciones de probabilidad, así como registrar los cambios más sutiles en la variable de salida incluso cuando las relaciones entrada-salida son altamente no lineales, requiere una gran cantidad de recursos computacionales para generar los índices de sensibilidad y por ende, para identificar los valores óptimos necesarios para maximizar el desempeño de la TEPR. Cuando los recursos computacionales y el tiempo para la obtención de los índices de sensibilidad son limitados, el método de Monte Carlo resulta no ser tan conveniente. Por otro lado, el Diseño de Experimentos (DoE, por sus siglas en inglés *Design of Experiments*) es un método estadístico que permite planificar, ejecutar y analizar experimentos de manera eficiente. En publicaciones recientes [122] [123] se propone utilizar DoE para analizar y optimizar algoritmos computacionales por la capacidad que tiene para identificar los factores determinantes en el desempeño de los algoritmos, así como los valores de configuración para un obtener un óptimo resultado.

Los componentes clave en estos en un diseño de experimento incluyen:

- Factores. Las variables de entrada que se manipulan en el experimento.
- Niveles. Los diferentes valores que toman los factores.
- Respuesta. La variable de salida que se mide.
- Interacciones. Cómo los cambios en un factor influyen en los efectos de otro.
- Réplicas. Repeticiones del experimento para reducir el error.

Desde la formalización de las primeras bases para el DoE, propuestas por Ronald Fisher en 1926, a la fecha, existe una diversidad de técnicas o metodologías para diseñar experimentos que se basan en tres principios: aleatorización, bloqueo y factorización del diseño [124]. Algunas de estas técnicas son: Un factor a la vez (OFAT, por sus siglas en inglés *One-Factor-at-a-Time*), diseño en bloques, diseño factorial y diseño de Taguchi. En este marco metodológico se propone el uso de la técnica de diseño factorial, ya que permite evaluar de manera simultánea el impacto de múltiples parámetros en la TEPR. Los diseños factoriales ofrecen un enfoque sistemático para identificar los parámetros que influyen en la EPR, lo que facilita una optimización eficiente de los recursos computacionales.

El objetivo de un diseño factorial es estudiar el efecto de varios factores sobre una o varias respuestas, cuando se tiene el mismo interés en todos los parámetros. Por ejemplo, uno de los objetivos particulares más importantes que en ocasiones tiene un

diseño factorial es determinar una combinación de niveles de los factores en la que el desempeño del proceso sea mejor. Para estudiar la manera en que influye cada factor sobre la variable de respuesta, es necesario elegir al menos dos niveles de prueba para cada uno de ellos. Con el diseño factorial completo se corren aleatoriamente todas las posibles combinaciones que pueden formarse con los niveles de los factores a investigar [123].

Características de los diseños factoriales

Cada una de las técnicas existentes para el DoE presenta características que las hacen ser más adecuadas en función del contexto del problema para el que se requiere diseñar un experimento. Con respecto al diseño factorial, a continuación se listan algunas de las características que lo hacen atractivo para la optimización de TEPR:

1. Permiten estudiar el efecto individual y de interacción de los distintos factores.
2. Son diseños que se pueden aumentar para formar diseños compuestos en caso de que se requiera una exploración más completa. Por ejemplo, es útil aumentar el diseño si el comportamiento de la respuesta no es lineal en los factores controlados.
3. Se pueden correr fracciones de diseños factoriales, las cuales son de gran utilidad en las primeras etapas de una investigación que involucra a muchos factores, cuando interesa descartar de manera económica los que no son importantes, antes de hacer un estudio más detallado con los factores que sí son importantes.
4. Pueden utilizarse en combinación con diseños de bloques en situaciones en las que no puede correrse todo el diseño factorial bajo las mismas condiciones. Por ejemplo, cuando cada lote de material solo alcanza para correr la mitad del experimento, este se puede realizar en dos bloques (dos lotes), lo cual implica repartir las pruebas en los dos lotes de la manera más conveniente posible.
5. La interpretación y el cálculo de los efectos en los experimentos factoriales se pueden hacer con aritmética elemental, en particular cuando cada factor se prueba en dos niveles.

Procedimiento:

A continuación, se describe el procedimiento detallado para implementar el diseño factorial como herramienta de análisis de sensibilidad, desde la selección de los

factores y niveles, hasta la interpretación de resultados mediante el ANOVA.

- Determinación de factores y niveles.
 1. Definir los factores a analizar. Los factores son los parámetros previamente identificados en la etapa de caracterización, los cuales se sospecha que tienen un impacto significativo en la estimación de la potencia del ruido.
 2. Seleccionar los niveles de cada factor. Un diseño factorial clásico utiliza dos niveles para cada parámetro: un valor bajo y uno alto. Los niveles deben seleccionarse de acuerdo con los rangos definidos en la caracterización previa. Para factores continuos, los niveles pueden elegirse como el mínimo y el máximo del rango; para factores categóricos, los niveles son las opciones discretas disponibles.
 3. Número de factores y combinaciones. El número de combinaciones posibles en un diseño factorial depende del número de factores (k) y de los niveles (L) seleccionados. Para un diseño factorial completo con dos niveles, el número de combinaciones es 2^k . Por ejemplo, con tres factores se tendrían $2^3 = 8$ combinaciones experimentales.
- Selección del tipo de diseño.
 1. Diseño factorial completo: considera todas las combinaciones posibles de niveles para todos los factores. Este diseño es ideal cuando el número de factores es bajo $k \leq 4$, ya que permite evaluar todos los efectos e interacciones con gran detalle
 2. Diseño factorial fraccionado: utiliza solo una fracción de las combinaciones posibles, lo que reduce el número de experimentos necesarios. Este diseño es útil cuando el número de factores es alto y se desea minimizar el esfuerzo computacional. Sin embargo, se debe tener cuidado, ya que al reducir el número de combinaciones experimentales, existe el riesgo de que algunos efectos de interacción, particularmente los de orden superior, queden confundidos u omitidos en el análisis. Esto puede limitar la capacidad del diseño para detectar adecuadamente la influencia conjunta de ciertos factores sobre la respuesta, afectando la interpretación de los resultados.
- Implementación del diseño factorial.
 1. Construcción de la matriz de experimentos. Una matriz de experimentos es una tabla que define las combinaciones de niveles de experimento. Cada fila representa una combinación única de niveles, mientras que cada

columna corresponde a un parámetro específico. La salida del estimador para cada combinación debe registrarse cuidadosamente, y se sugiere automatizar el proceso para reducir errores y tiempo de ejecución.

2. Ejecución de los experimentos. Ejecutar el algoritmo para la EPR para cada combinación de parámetros definida en la matriz experimental. Realizar el experimento al menos tres veces y calcular la media para mitigar el efecto de la variabilidad estocástica en el entorno de simulación.
- Análisis de resultados.
 1. Aplicación del ANOVA. El ANOVA permite descomponer la variabilidad total de la salida en componentes distribuidos a cada factor y sus interacciones. Los resultados ANOVA incluyen:
 - a) Efecto principal de cada parámetro: Mide la contribución individual de cada parámetro.
 - b) Efectos de interacción: Evalúa cómo la combinación de niveles de dos o más parámetros influye en la salida.
 2. Interpretación de resultados. Si el valor p de un factor es menor que 0.05, se considera que dicho parámetro tiene un efecto significativo en la salida. Los efectos de interacción indican si el impacto de un parámetro depende del nivel de otro.
 - Representación gráfica de los resultados.
 1. Utilizar gráficos de efectos principales e interacciones para visualizar la salida a medida que cambias los niveles de los parámetros y ayudan a detectar interacciones complejas.
 2. Utilizar gráficos de Pareto para visualizar el impacto de cada parámetro en la variabilidad total, facilitando la identificación de los factores más importantes.
 - Conclusiones. El estudio de sensibilidad permite identificar los parámetros críticos que deben ser optimizados para maximizar el desempeño del estimador. Además de que las interacciones detectadas indican qué combinaciones de parámetros deben ajustarse de manera conjunta para obtener los mejores resultados. Los parámetros no significativos pueden ser fijados en sus niveles nominales, reduciendo así la complejidad del proceso de calibración posterior.

4.2.4. Calibración de parámetros

La calibración de parámetros es un proceso importante en la metodología de análisis y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido, ya que implica optimizar las configuraciones del estimador para asegurar que genere resultados más precisos y robustos. A diferencia del estudio de sensibilidad, que identifica la influencia de cada parámetro de manera aislada o en combinación, la calibración se enfoca en ajustar los valores específicos de los parámetros identificados como significativos para maximizar el desempeño del estimador en diferentes condiciones operacionales.

Este proceso es especialmente relevante cuando se busca aplicar un estimador en entornos distintos a los considerados en su diseño original, como en aplicaciones con diferentes niveles de ruido, tasas de muestreo o características de la señal. La calibración adecuada no solo permite ajustar ponderaciones, umbrales y otros factores para mejorar la precisión del estimador, sino que también facilita la adaptación del mismo a nuevos contextos sin necesidad de re-diseñar su estructura, maximizando así su capacidad para generar resultados confiables en escenarios variados.

El procedimiento propuesto para la calibración de parámetros se basa en técnicas de optimización combinadas con evaluaciones empíricas, donde se exploran diferentes combinaciones de valores para los parámetros significativos con el fin de encontrar la configuración que minimice las métricas de error.

1. Seleccionar los parámetros para la calibración. Basado en el análisis de sensibilidad y los resultados del ANOVA, seleccionar los parámetros que tienen un impacto significativo en el desempeño del estimador. Los parámetros seleccionados deben ser aquellos identificados como críticos y cuyas interacciones con otros factores han demostrado ser relevantes.
2. Definir un espacio de búsqueda reducido. Para evitar una búsqueda exhaustiva (que podría ser computacionalmente inviable), se debe definir un espacio de búsqueda reducido para cada parámetro. Este espacio puede basarse en los valores obtenidos en el estudio de sensibilidad.
3. Seleccionar un método de optimización. Existen varias técnicas para llevar a cabo la calibración de parámetros, dependiendo del número de parámetros y de si los rangos son discretos o continuos.

El DoE como método de optimización

El diseño de experimentos es una herramienta valiosa para calibrar y optimizar los parámetros, ya que permite evaluar y optimizar el rendimiento considerando

múltiples factores. Al tratarse de un enfoque sistemático para explorar el espacio de soluciones, el DoE permite identificar una configuración de parámetros que maximiza o minimiza una función objetivo, como el error cuadrático medio (MSE), el tiempo de ejecución o la precisión del estimador. En este contexto, el DoE actúa como una guía para seleccionar las combinaciones de factores más prometedoras de manera eficiente, evitando pruebas extensivas y aleatorias. En la literatura se reportan diversos trabajos que utilizan el diseño de experimentos para la calibración de algoritmos. En [125], se presenta una investigación centrada en el uso del enfoque de diseño de experimentos para optimizar los parámetros de los algoritmos evolutivos. Los autores comienzan con una calibración conocida, que se ajusta para alcanzar una configuración óptima de los parámetros. Destacan que una buena configuración de parámetros tiene un impacto significativo en el rendimiento de un algoritmo. Además, mencionan que, en estudios previos, los parámetros se establecían arbitrariamente o se reutilizaban valores de estudios anteriores sin una justificación adecuada. Por lo tanto, aplican el diseño de experimentos como una metodología sistemática y estadísticamente robusta para ajustar los parámetros de los algoritmos, en lugar de depender de enfoques arbitrarios o basados en precedentes sin justificación empírica. Procedimiento para utilizar el DoE como método de optimización.

1. Definir los parámetros y objetivos de optimización.
2. Seleccionar el diseño experimental para la optimización.
3. Análisis de resultados y determinación de la configuración óptima.

El uso de DoE como método de optimización permite explorar el espacio de búsqueda de parámetros de manera estructurada y eficiente. El DoE no solo identifica las combinaciones óptimas, sino que también proporciona información valiosa sobre las interacciones y la sensibilidad de los factores, permitiendo realizar ajustes precisos para maximizar el rendimiento del estimador de la potencia del ruido.

4.2.5. Métricas de evaluación

Las métricas de evaluación son indicadores cuantitativos utilizados para medir el rendimiento de un estimador en función de los parámetros configurados. Estas métricas permiten evaluar de manera objetiva que el estimador también está cumpliendo con los objetivos deseados, como la precisión, la robustez y la estabilidad de la estimación. Además, ayudan a guiar el ajuste fino de los parámetros, indicado cuando un ajuste mejora el desempeño general o si se ha alcanzado un punto de

rendimiento óptimo. En el contexto de los estimadores de la potencia de ruido, las métricas de evaluación proporcionan un marco estandarizado para comparar diferentes configuraciones y técnicas, facilitando el análisis comparativo y la identificación de la configuración más adecuada para cada entorno específico. Se presentan algunas de las métricas comúnmente utilizadas para evaluar estimadores y su interpretación, ya que permiten medir la precisión y la calidad de las estimaciones por un algoritmo [102]. A continuación, se describen las propuestas.

1. Error cuadrático medio (Mean Squared Error, MSE), es una de las métricas más utilizadas para medir la precisión de un estimador. Se calcula como la media de los cuadrados de las diferencias entre los valores estimados y los reales.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4.2)$$

Donde: N es el número de muestras

y_i es el valor real de la potencia del ruido para la muestra i

\hat{y}_i es el valor estimado por el algoritmo para la muestra i

El MSE es sensible a errores grandes debido al uso de la potencia (cuadrado de la diferencia). Por lo tanto, es una métrica adecuada cuando se desea penalizar grandes desviaciones de la estimación. Un MSE bajo indica que el estimador es capaz de aproximar el valor real con alta precisión. Sin embargo, un MSE elevado sugiere que existen errores significativos en las estimaciones, lo que podría deberse a un mal ajuste de los parámetros o a características no modeladas del entorno.

2. Varianza de la estimación: mide la dispersión de las estimaciones alrededor de su media, proporcionando una evaluación de la consistencia del estimador. En el caso de un estimador de la potencia del ruido, una varianza baja implica que el estimador produce valores consistentes bajo diferentes condiciones de ruido, mientras que una varianza alta sugiere una alta sensibilidad a las variaciones del entorno.

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \mu_{\hat{y}})^2 \quad (4.3)$$

Donde: N es el número de muestras

\hat{y}_i es el valor estimado de la potencia del ruido

$\mu_{\hat{y}}$ es la media de las estimaciones

Una varianza baja indica que el estimador es estable y genera valores similares en diferentes muestras. Es útil para evaluar la robustez del estimador, especialmente en entornos con fluctuaciones aleatorias en el nivel de ruido.

3. Sesgo de la estimación (Bias): mide la desviación promedio de las estimaciones con respecto al valor real. Un sesgo bajo implica que el estimador, en promedio, no subestima ni sobreestima el valor real.

$$Bias = \mu_{\hat{y}} - \mu_y \quad (4.4)$$

Un sesgo positivo indica que el estimador tiende a sobreestimar la potencia del ruido, mientras que un sesgo negativo sugiere que subestima el valor real. El sesgo se debe minimizar para garantizar que el estimador no introduzca errores sistemáticos.

Donde:

$\mu_{\hat{y}}$ es la media de las estimaciones

μ_y es el valor real de la media de la potencia

Estas métricas permiten evaluar el desempeño de un estimador de manera exhaustiva, abordando tanto la precisión como la estabilidad y eficiencia computacional. Al combinar múltiples métricas, se obtiene una visión completa del rendimiento del estimador. Durante la fase de optimización, se recomienda priorizar las métricas en función de los objetivos específicos de la aplicación considerando el entorno y las limitaciones del sistema en el que se implementará el estimador.

4.3. Conclusiones del capítulo

Este capítulo ha presentado un marco metodológico integral para el análisis y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido (EPR), abordando las etapas clave que permiten optimizar los estimadores existentes de manera sistemática. La metodología propuesta, que incluye la identificación y caracterización de parámetros operacionales, análisis de correlación, análisis de sensibilidad, calibración de parámetros y evaluación mediante métricas cuantitativas, proporciona una estructura coherente y replicable para la mejora continua de técnicas EPR.

Cada etapa ha sido cuidadosamente diseñada para abordar los desafíos específicos identificados en la literatura, como la necesidad de adaptar estimadores a diferentes entornos operacionales y la reducción de la complejidad computacional sin comprometer la precisión. A través del uso de diseños de experimentos (DoE) se facilita la

optimización simultánea de múltiples parámetros, permitiendo un balance eficiente entre desempeño y recursos.

Este enfoque metodológico destaca por su aplicabilidad en contextos diversos, ofreciendo un camino claro para que los investigadores optimicen estimadores ya existentes en lugar de desarrollar nuevas técnicas para cada aplicación específica. La combinación del análisis empírico y la optimización basada en DoE asegura que los ajustes realizados se fundamenten en datos sólidos y replicables, contribuyendo así a la creación de estimadores más robustos y precisos.

En resumen, este capítulo proporciona una guía práctica y robusta para maximizar la precisión en la estimación de la potencia del ruido y mejorar el desempeño de los sistemas que dependen de esta estimación, respondiendo a las necesidades actuales y futuras de diversas aplicaciones tecnológicas.

Capítulo 5

Seguimiento de mínimos espectrales para la estimación de la potencia del ruido

Para que el detector de energía pueda contrarrestar la incertidumbre del ruido, es necesario establecer un umbral de detección que se adapte a las variaciones de la potencia del ruido. Por lo tanto, resulta imperativo integrar un algoritmo que permita obtener la información de la potencia del ruido directamente de las muestras recolectadas de la señal recibida [126].

Dados los entornos de operación potenciales de CR, es probable que el proceso de ruido correspondiente sea altamente no estacionario y no ergódico. Por lo tanto, resulta deseable un algoritmo capaz de proporcionar información precisa y confiable sobre la potencia del ruido, incluso en un entorno de radio cambiante y sin conocimiento previo de las señales primarias subyacentes para ED en redes inteligentes. En este contexto, y para mantener coherencia con la literatura especializada, en lo sucesivo se empleará la denominación NPE (Noise Power Estimator) para referirse a los algoritmos de estimación de la potencia del ruido, equivalente al término EPR utilizado en capítulos previos.

En la literatura se han encontrado diferentes propuestas para enfrentar el problema de la incertidumbre de ruido, por ejemplo, una propuesta para obtener un estimador de la potencia del ruido que sea fiable a partir de una señal recibida desconocida es mediante filtros recursivos [127], [128]. Este enfoque se basa en identificar porciones del espectro de la señal que sean factibles para cuantificar su potencia residual, correspondiente a la potencia de ruido. Esta propuesta resulta especialmente atractiva para entornos de ruido altamente cambiantes donde solo se necesita la señal

ruidosa como señal de entrada.

Sin embargo, la incertidumbre de ruido constituye en general un desafío persistente en la estimación de energía. Aún con el desarrollo de diversas técnicas, incluidos los filtros recursivos, sigue siendo un desafío en la estimación de energía; la incertidumbre siempre estará presente, afectando la precisión de las detecciones, lo que resulta en implicaciones en el desempeño y fiabilidad del detector de energía.

5.1. Estimador de la potencia del ruido basado en el seguimiento de los mínimos espectrales (NPE-SMT)

Una propuesta de solución se presenta en [129] donde los autores plantearon una técnica de extracción de ruido diseñada para la estimación de la potencia del ruido. Esta técnica rastrea los mínimos de una versión suavizada del espectro de densidad de potencia de la señal recibida, y después de varias etapas de procesamiento, los mínimos rastreados se convierten en una estimación precisa de potencia de ruido. Este método se incluye en el análisis metodológico propuesto en esta tesis. El proceso se ilustra en la Figura 5.1.

Para la operación del algoritmo es necesario que la señal recibida 2.2 sea reordenada, considerando sus muestras de amplitud, para conformar una estructura matricial. Este proceso se lleva a cabo mediante la segmentación de la señal en tramas (frames), entendidas como bloques consecutivos de muestras de longitud fija, es decir:

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \cdots \ \mathbf{y}_F]^T \quad (5.1)$$

donde F es el número de tramas consideradas para el cálculo del periodograma que dará lugar a la Función de Densidad Espectral de Potencia (FDEP) y cada vector dentro de la matriz \mathbf{Y} se determina por:

$$\mathbf{y}_f = y(j + iL) \quad (5.2)$$

Para $f = 1, 2, \dots, F$, $j = 0, 1, \dots, L - 1$ e $i = 0, 1, \dots, F - 1$. En 5.2, la variable L representa la longitud de la trama considerada para la segmentación de la señal $y(n)$ y se obtiene a partir de la siguiente relación:

$$L = \frac{N}{F} \quad \forall \ L \in \mathbb{Z} \quad (5.3)$$

5.1. ESTIMADOR DE LA POTENCIA DEL RUIDO BASADO EN EL SEGUIMIENTO DE LOS MÍNIMOS ESPECTRALES (NPE-SMT)

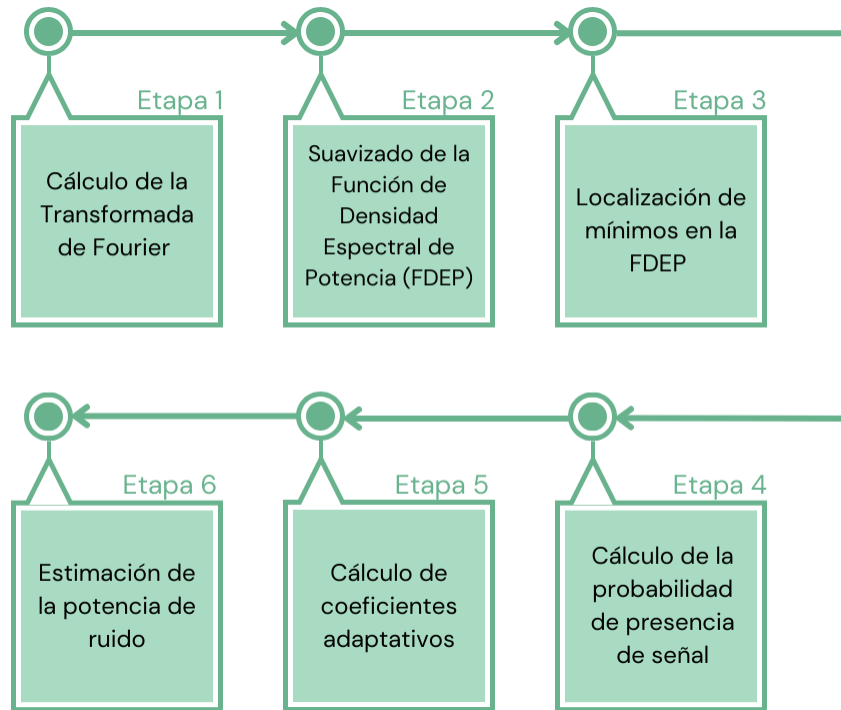


Figura 5.1: Proceso para la estimación de la potencia de ruido mediante el seguimiento de los mínimos espectrales

Es importante tener en cuenta que si $N \bmod F \neq 0$, entonces es necesario agregar $F - (N \bmod F)$ ceros al final del vector de muestras de la señal $y(n)$ para lograr que L sea un número entero.

Una vez que se tiene la agrupación matricial definida en 5.1, se aplica la transformada rápida de Fourier a cada trama, obteniéndose un conjunto de F de K puntos, denotados por $Y(f, k)$, donde f ha sido descrita previamente y $k = 0, 1, \dots, K - 1$. Esto representa la primera etapa del algoritmo.

En la segunda etapa del algoritmo se obtiene el espectro suavizado de la señal recibida. Para suprimir las variaciones de alta frecuencia presentes en la forma de la FDEP, se aplica un filtro recursivo de primer orden con coeficientes constantes. El resultado de la etapa de filtrado se modela a través de la siguiente ecuación en diferencias:

$$C(f, k) = \eta C(f - 1, k) + (1 - \eta) |Y(f, k)|^2 \quad (5.4)$$

En donde $|Y(f, k)|^2$ corresponde a la magnitud de la FDEP de la señal recibida y

η es el coeficiente del filtro recursivo, por lo tanto, $C(f, k)$ corresponde a una versión suavizada del espectro de potencia original $Y(f, k)$.

El suavizado de la FDEP permite identificar con mayor precisión los máximos y mínimos del espectro de la señal recibida. Según el enfoque de Estadísticas Mínimas (EM) [130], la presencia de máximos indica la existencia de una señal primaria, mientras que los mínimos corresponden a regiones donde solo hay ruido. Este enfoque asume que la señal y el ruido son independientes, y que la potencia de la señal puede reducirse hasta el nivel del ruido en cada banda de frecuencia. De esta manera, el análisis espectral se vuelve más robusto para detectar señales en entornos ruidosos.

La tercera etapa del algoritmo consiste en la búsqueda de los mínimos presentes en cada rango de frecuencias examinado. Aplicando la técnica de búsqueda bidireccional [129], se identifica el segmento de la FDEP con la potencia mínima local, es decir:

$$C_{min}(f, k) = \text{máx} \begin{cases} C_{min1}(f, k) = \text{mín}[C(f', k)], & f - Z + 1 \leq f' \leq f \\ C_{min2}(f, k) = \text{mín}[C(f', k)], & f \leq f' \leq f + Z - 1 \end{cases} \quad (5.5)$$

En donde $C_{min1}(f, k)$ y $C_{min2}(f, k)$ representan los valores mínimos de la FDEP en la búsqueda hacia atrás y hacia adelante, respectivamente. Z es el número de tramas empleadas para la búsqueda bidireccional. Finalmente, de acuerdo a la Ecuación 5.5 el mínimo local, $C_{min}(f, k)$, resulta ser el valor máximo entre $C_{min1}(f, k)$ y $C_{min2}(f, k)$.

La siguiente etapa del algoritmo consiste en cuantificar la probabilidad de presencia de la señal de información en el rango de frecuencias analizadas. Esta probabilidad se utiliza para eliminar los componentes de la señal de información y así, asegurar que la señal resultante corresponde a un proceso Gaussiano que representa, únicamente, a la señal de ruido presente en la banda de frecuencias. Para cuantificar esta probabilidad se requiere normalizar la FDEP suavizada, representada por la Ecuación 5.6 con respecto al mínimo obtenido por la Ecuación 5.5, es decir:

$$S_r(f, k) = \frac{C(f, k)}{C_{min}(f, k)} \quad (5.6)$$

$S_r(f, k)$ representa una segunda transformación de la FDEP, la cual permite identificar los coeficientes espectrales que poseen energía mayor que la correspondiente al valor mínimo calculado previamente. Para lograr lo anterior, se define un conjunto de valores de referencia, $\delta(k)$, determinados en función de los rangos de frecuencias que se están analizando, tal que:

$$I(f, k) = \begin{cases} 1, & S_r > \delta(k) \\ 0, & S_r \leq \delta(k) \end{cases} \quad (5.7)$$

$I(f, k)$ puede ser considerada como una matriz de presencia de la señal, en donde el 1 representa que la energía contenida en el índice de frecuencia k y la trama f denota la presencia de una señal de información, mientras que el 0 indica que la energía contenida corresponde solo al ruido. Un aspecto fundamental en esta etapa del proceso, es la definición de los valores de referencia para $\delta(k)$, por tanto, en este trabajo se consideran los valores propuestos en [42], donde se contemplan tres bandas de frecuencia diferentes:

$$\delta(k) = \begin{cases} \delta_1, & 1 \leq k \leq LF \\ \delta_2, & LF < k \leq MF \\ \delta_3, & MF < k \leq 0.5F_s \end{cases} \quad (5.8)$$

LF , MF y F_s indican, respectivamente, la frecuencia baja, la frecuencia media y la frecuencia de muestreo de la señal recibida. Esta etapa del proceso concluye con la aplicación de un segundo filtro recursivo a la matriz de presencia de la señal, $I(f, k)$, para eliminar cualquier traza de la señal de información subyacente, dando lugar a la tercera transformación de la FDEP:

$$P(f, k) = \alpha_p P(f - 1, k) + (1 - \alpha_p) I(f, k) \quad (5.9)$$

α_p es un coeficiente constante para el filtro recursivo.

Este coeficiente α_p es un parámetro clave en el diseño del filtro recursivo porque define cómo evoluciona la transformación de la FDEP a lo largo del tiempo. Su elección correcta impacta directamente en la capacidad del algoritmo para suavizar el espectro, reducir el ruido y mejorar la detección de la señal de interés, asegurando que la matriz resultante refleje únicamente la estructura deseada sin rastros de señales no deseadas.

Una vez que se obtiene la matriz de probabilidad ajustada, $P(f, k)$, la penúltima etapa del algoritmo consiste en la determinación del coeficiente de adaptabilidad dependiente de la frecuencia, que realizará el último ajuste en la matriz de probabilidades, dando lugar a la expresión propuesta en [131]:

$$\alpha_s(f, k) = \alpha_d + (1 - \alpha_d) P(f, k) \quad (5.10)$$

En la última etapa del algoritmo, el espectro de potencia de ruido estimado $\bar{\omega}(f, k)$ se obtiene a partir del análisis de las siguientes condiciones:

$$\bar{\omega}(f, k) = \begin{cases} C_{min}(f, k), & C_v(f, k) < \frac{1}{c} \\ \alpha_s(f, k) \bar{\omega}(f - 1, k) + [1 - \alpha_s(f, k)] |Y(f, k)|^2, & \text{Otro} \end{cases} \quad (5.11)$$

El término $C_v(f, k)$ es un parámetro que mide los cambios en el espectro del ruido y se calcula mediante:

$$C_v(f, k) = \frac{C_{min1}(f, k)}{C_{min2}(f, k)} \quad (5.12)$$

Mientras que el término c es una constante de decisión.

Es importante resaltar que c es un parámetro umbral que influye en la clasificación de regiones espectrales. Por lo que $1/c$ establece un umbral de estabilidad espectral para determinar si una región del espectro contiene ruido o si necesita una actualización adaptativa. Un c bien calibrado mejora la precisión de la estimación de la potencia del ruido, equilibrando la capacidad de adaptación del algoritmo y la estabilidad de la estimación.

La estimación normalizada para el espectro de la potencia de ruido, $\omega(f, k)$, se obtiene a través de:

$$\omega(f, k) = \beta \bar{\omega}(f, k) \quad (5.13)$$

Para la cual

$$\beta = \frac{N}{f_s} \quad (5.14)$$

En donde f_s corresponde a la tasa o frecuencia de muestreo empleada por el filtro transmisor. Finalmente, la estimación de la potencia de ruido se calcula a partir de la estimación normalizada para el espectro de la potencia de ruido, empleando la siguiente ecuación:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{f=0}^{F-1} \sum_{k=0}^{K-1} \omega(f, k) \quad (5.15)$$

5.2. Conclusiones del capítulo

En este capítulo se presentó un análisis detallado del algoritmo utilizado para la estimación de la potencia del ruido, destacando los procesos de filtrado, suavizado espectral y actualización recursiva empleados para mejorar la precisión de la estimación. Se describieron las principales transformaciones aplicadas a la Función de Densidad Espectral de Potencia (FDEP), resaltando la importancia del suavizado para diferenciar regiones con señal de información y ruido.

Capítulo 6

Evaluación del desempeño del algoritmo NPE-SMT a partir de la calibración de parámetros operacionales

6.1. Implementación de la metodología en el análisis y calibración de los parámetros del algoritmo NPE-SMT

La estimación de la potencia del ruido es fundamental para diversas aplicaciones en sistemas electrónicos, donde el desempeño de numerosos procesos depende de su capacidad para adaptarse a entornos de señal variables y condiciones inciertas. En este capítulo, se presenta un caso práctico de la aplicación de la metodología desarrollada en el capítulo 4 para analizar y mejorar el algoritmo NPE-SMT descrito en el capítulo 5, con el objetivo de incrementar la robustez de su rendimiento, entendida como la capacidad del estimador para mantener un desempeño estable y preciso ante variaciones significativas en la relación señal/ruido (SNR), la presencia de incertidumbre en la potencia del ruido y cambios en las condiciones operativas del entorno.

La metodología propuesta se estructura en cinco etapas principales: (1) identificación y caracterización de las variables relevantes, (2) análisis de correlación para evaluar la influencia de cada parámetro, (3) estudio de sensibilidad para determinar la respuesta del estimador ante variaciones en las condiciones de los parámetros, (4)

calibración de los parámetros, y (5) uso de métricas de evaluación para cuantificar la efectividad del estimador. Estas etapas se desarrollaron con el fin de proporcionar una aproximación sistemática y cuantificable para el ajuste óptimo del estimador en cuestión, abordando los desafíos específicos que plantea su aplicación práctica.

Esta sección se centra en el desarrollo de las cinco etapas que integran la metodología propuesta. Se detallan los procedimientos aplicados, los análisis estadísticos empleados y los resultados obtenidos. Los hallazgos permiten no solo mejorar el desempeño de un estimador específico, sino también identificar y cuantificar la interacción entre los parámetros y su efecto sobre la precisión de la estimación de la potencia de ruido, lo que constituye una comprensión detallada y fundamentada de su comportamiento en diferentes condiciones operativas.

En conjunto, este enfoque metodológico establece una base sólida para la optimización práctica del estimador de potencia de ruido, y los resultados presentados en esta sección respaldan su adaptabilidad y eficacia en diversos escenarios de aplicación.

6.1.1. Identificación y caracterización de las variables relevantes

Para optimizar la estimación de la potencia del ruido en el estimador NPE-SMT, es fundamental identificar y caracterizar los parámetros operativos que influyen directamente en su robustez, Figura 6.1. En esta sección, se presentan los parámetros principales del algoritmo y sus valores de referencia, destacando su importancia en el proceso de la estimación de la potencia de ruido.

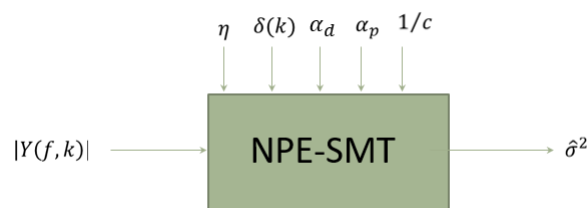


Figura 6.1: Variable de respuesta, factores y niveles para el experimento

El algoritmo NPE-SMT depende de varios parámetros clave, que afectan su capacidad para responder eficazmente en entornos con condiciones de señal cambiante y reducir el sesgo en la estimación. Los parámetros evaluados son los siguientes:

- η (Eta): Este parámetro es el coeficiente del filtro recursivo de primer orden en la primera etapa del algoritmo. Controla el grado de atenuación de las muestras en la señal, lo que permite reducir el ruido residual de forma acumulativa en cada iteración del filtro. Valores de η entre 0.6 y 0.9 han sido recomendados en la literatura, y un valor inicial de 0.88 ha sido propuesto en estudios previos.
- δ (Delta): Representa el umbral dependiente de la frecuencia, utilizado para clasificar el espectro en bandas y determinar si las trazas de la señal primaria permanecen después del filtrado. La literatura sugiere una clasificación en tres bandas con distintos valores de δ , que van desde 0.5 a 6. Esta configuración permite ajustar el algoritmo a distintas características de señal, aumentando la sensibilidad del estimador en escenarios de detección complejos.
- α_p (Alpha_p): Este es un coeficiente de suavizado aplicado en el filtro de primer orden, que ayuda a eliminar rastro de la señal primaria y a recuperar con precisión las muestras de la señal de ruido. Su valor de referencia ha sido establecido en 0.2, aunque su papel en la precisión de la estimación sugiere que podría beneficiarse de un ajuste más detallado.
- α_d (Alpha_d): Este coeficiente regula el factor de suavizado dependiente del tiempo y la frecuencia, $\alpha_s(f, k)$, en la cuarta etapa del algoritmo. Valores entre 0.85 y 0.96 han sido recomendados para α_d en la literatura, y su configuración permite ajustar el algoritmo a señales de ruido cambiantes, aumentando su capacidad de adaptación.
- $1/c$: Es el parámetro de decisión final que regula la estimación del espectro de ruido a partir de la cual se calcula la potencia de ruido. Estudios previos sugieren un valor de $1/c = 0.8$, aunque las simulaciones iniciales han señalado que este valor puede llevar a una sobreestimación del ruido, sugiriendo la necesidad de explicar un rango más amplio.

6.1.2. Análisis de correlación

Esta sección describe los parámetros relacionados con el algoritmo NPE-SMT. Las elecciones de estos parámetros tienen un profundo impacto en la estimación del espectro de ruido [132]. Por lo tanto, se llevó a cabo un análisis de correlación para identificar la relación entre cada parámetro y la calidad de la estimación. Este análisis se utiliza para cuantificar el grado en que cada parámetro está relacionado con la estimación de la potencia del ruido. A través del análisis de correlación, podemos observar cuánto cambia la estimación de la potencia de ruido cuando varía cada

parámetro, medido por el coeficiente de correlación. Basándonos en los resultados de correlación, hemos determinado el rango numérico de cada parámetro para reducir el sesgo de estimación de la potencia del ruido. Además, los resultados muestran que algunos parámetros no tienen un impacto significativo en la estimación de la potencia de ruido. Los resultados consideran una señal modulada QPSK de 1.4 MHz de ancho de banda como señal primaria y ruido gaussiano blanco aditivo (AWGN) con una potencia media igual a 0 dBm como proceso de ruido. El análisis de correlación se realizó obteniendo la media de la estimación ($\hat{\sigma}_w^2$) para 5000 realizaciones independientes del proceso de señal y ruido y luego correlacionando $\hat{\sigma}_w^2$ con el conjunto de valores definidos para cada parámetro analizado. Se muestra el diagrama de flujo de simulación en la Figura 6.2. Cada realización considera $N = 10,000$ muestras de la señal recibida. El análisis se realizó de forma independiente para cada parámetro, considerando los demás parámetros fijos con los valores propuestos en la literatura, como se muestra en la Tabla 6.1.

Tabla 6.1: Condiciones iniciales para los parámetros NPE-SMT

Parámetro	Valor Propuesto
η	0.88
$\delta(k)$	$\begin{cases} 2, & 1 \leq k \leq L_F \\ 2, & L_F < k \leq M_F \\ 5, & M_F < k \leq 0.5F_s \end{cases}$
α_p	0.2
α_d	0.95
$1/c$	0.29

El análisis del impacto de cada parámetro se presenta a continuación.

Parámetro η

El parámetro η es el coeficiente del filtro recursivo de primer orden en la primera etapa de la técnica, es determinante para la reducción del sesgo en la estimación de la potencia de ruido. En la literatura se consideran valores entre $0.6 < \eta < 0.9$ [42],[129],[130], [133]. Para el análisis se definieron 50 valores entre $0.5 < \eta < 0.99$. Los resultados del análisis de correlación muestran una correlación negativa moderada entre η y $\hat{\sigma}_w^2$, con $r = -0.78978$. Este resultado indica que, aunque el aumento de η tiende a reducir el sesgo de la estimación, acercándose al valor esperado de $\hat{\sigma}_w^2 = 1$, la relación no es completamente lineal. En el diagrama de dispersión (Figura 6.3), se observa una disminución monótona de $\hat{\sigma}_w^2$ conforme η incrementa,

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

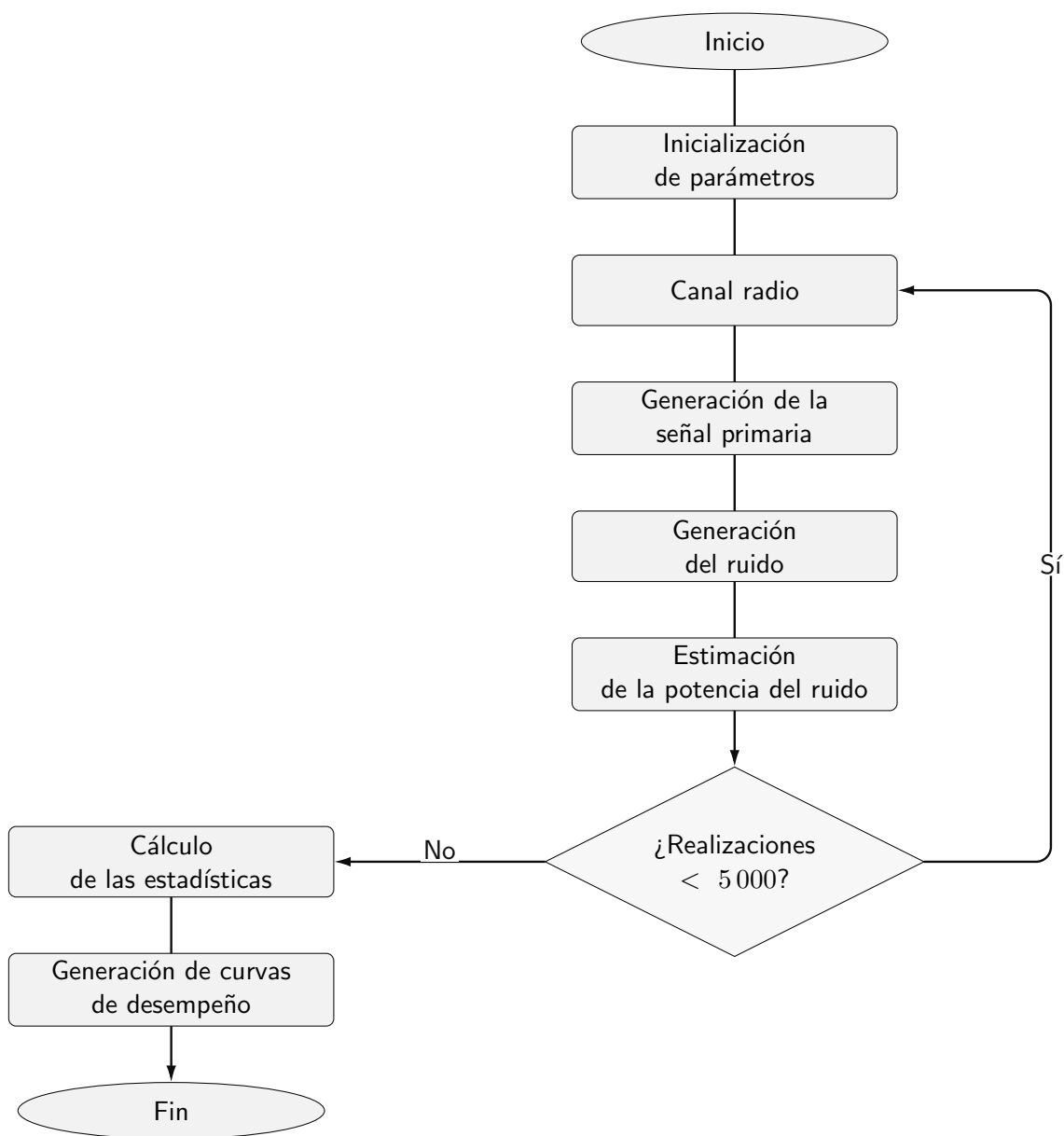


Figura 6.2: Flujo de simulación para la estimación de la potencia del ruido.

especialmente en el intervalo de $0.85 < \eta < 0.9$ donde el estimador muestra un desempeño más cercano al ideal. Este hallazgo sugiere que un ajuste adecuado de η es fundamental para ajustar el algoritmo. Sin embargo, la naturaleza no lineal de la relación evidencia la necesidad de realizar análisis adicionales, con el estudio de sensibilidad, para comprender plenamente su impacto en la estimación de potencia de ruido.

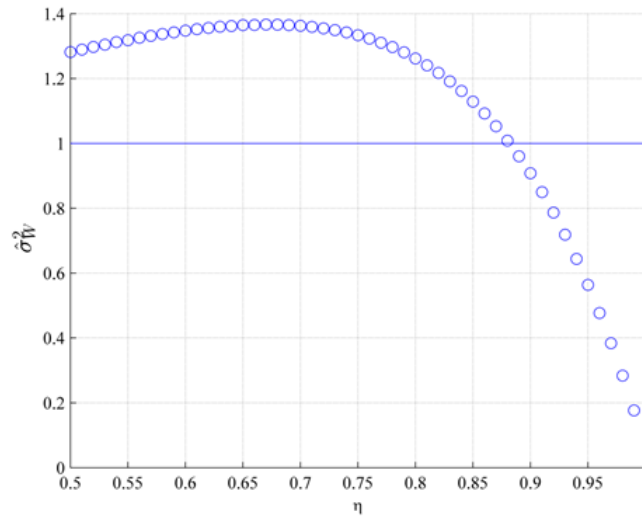


Figura 6.3: Diagrama de dispersión para η y $\hat{\sigma}_w^2$

Parámetro δ

El parámetro δ , conocido como el umbral dependiente de la frecuencia, juega un papel importante en la detección de señales primarias y en la posterior clasificación de espectro. Inicialmente, $\delta = 5$ fue propuesto por [134] para decidir si las trazas de la señal primaria permanecían después de la primera etapa de filtrado. Más adelante, en [108], se utilizó δ para dividir el espectro en tres bandas, asignando un valor específico de δ a cada banda, lo que permitió mejorar la detección en diferentes rangos de frecuencia. La selección adecuada de δ es esencial para garantizar una alta probabilidad de detectar señales primarias. Esta detección influye directamente en la matriz de presencia de la señal primaria, la cual es necesaria para ajustar el coeficiente de suavizado α_s en la segunda etapa del filtrado. En este contexto, se definieron diez conjuntos de valores de δ que oscilan entre 0.5 y 6 (Tabla 6.2).

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

Algunos de estos conjuntos han sido utilizados previamente en la literatura, mientras que otros se añadieron para analizar con mayor detalle el impacto de estos parámetros en la estimación de potencia de ruido.

Conjunto	δ_1	δ_2	δ_3
1	0.5	0.5	0.5
2	0.5	1.0	1.5
3	1.0	1.0	2.5
4	1.0	2.0	3.0
5	1.0	2.0	5.0
6	1.3	2.0	5.0
7	1.5	2.0	5.0
8	2.0	2.0	5.0
9	2.0	4.0	6.0
10	3.0	3.0	3.0

Tabla 6.2: Conjuntos de valores para el umbral $\delta(k)$

Si $\delta < 1$, se detectará la presencia de señal primaria cuando $C(f, k) < C_{min}(f, k)$, mientras que los valores mayores de δ implican que la señal primaria estará presente cuando $C(f, k) > C_{min}(f, k)$. Dado que δ se evalúa como un conjunto de valores, no fue posible realizar un análisis de correlación individual para cada uno. Sin embargo, se llevó a cabo un análisis global para todo el conjunto de valores de δ . Los resultados, representados en el diagrama de dispersión (Figura 6.4), indican que δ no tiene una relación lineal con la estimación de potencia de ruido ($\hat{\sigma}_w^2$). Se observa que los conjuntos δ_6 a δ_{10} producen resultados más consistentes y cercanos al valor esperado ($\hat{\sigma}_w^2 = 1$), mientras que los conjuntos δ_1 a δ_5 presentan un sesgo considerable, alejándose del valor ideal. Por lo que estos resultados sugieren que *delta* tiene un impacto limitado en la estimación de la potencia de ruido cuando se encuentra dentro de un rango adecuado. Fuera de este rango, su influencia puede volverse más significativa, afectando negativamente el desempeño del estimador. Por ello, la selección del conjunto de valores de δ es clave para optimizar el rendimiento del algoritmo.

Parámetro α_p

El coeficiente de suavizado α_p desempeña un papel esencial en la eliminación de cualquier rastro de la señal primaria y en la recuperación precisa de las muestras de ruido, como se indica en la Ecuación 5.9. Este coeficiente define el comportamiento del filtro de primer orden en una etapa crítica para la estimación de la potencia del

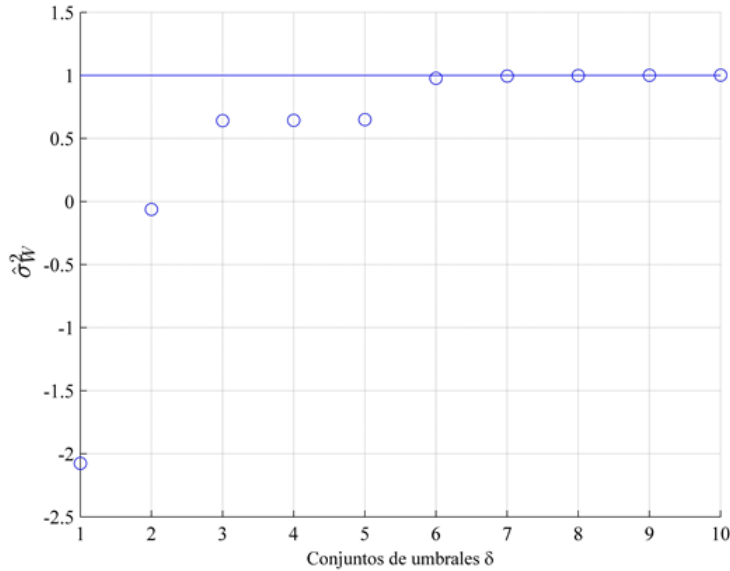


Figura 6.4: Diagrama de dispersión para δ y $\hat{\sigma}_w^2$

ruido. En [42], el valor de referencia para α_p se fija en $\alpha_p = 0.2$. Sin embargo, considerando la relevancia de esta etapa, se evaluó un conjunto de 40 valores dentro del rango de $0.1 < \alpha_p < 0.49$ para determinar si este valor es adecuado en escenarios más amplios. Los resultados de análisis de correlación entre α_p y $\hat{\sigma}_w^2$ revelaron una relación fuerte y positiva, con un coeficiente de correlación de $r = 0.99465$. Esto indica que el aumento de α_p en el rango de $0.25 < \alpha_p < 0.3$ mejora significativamente la estimación, acercándose el valor esperado de $\hat{\sigma}_w^2 = 1$. En particular, el mejor desempeño del estimador se obtuvo con $\alpha_p = 0.31$, donde la potencia de ruido estimada coincide con el valor esperado. La Figura 6.5 muestra esta tendencia y confirma la influencia determinante de α_p en la calidad de la estimación. Valores fuera del rango óptimo no solo disminuyen la precisión, sino que también introducen un sesgo considerable. Por lo tanto, es imprescindible calibrar cuidadosamente este parámetro para garantizar un desempeño óptimo del estimador.

Parámetro α_d

El parámetro α_d se desempeña en la cuarta etapa del algoritmo como el coeficiente que calcula el factor de suavizado que es dependiente del tiempo y la frecuencia, $\alpha_s(f, k)$, descrito en la Ecuación (5.10). Este factor de suavizado es clave para ajustar

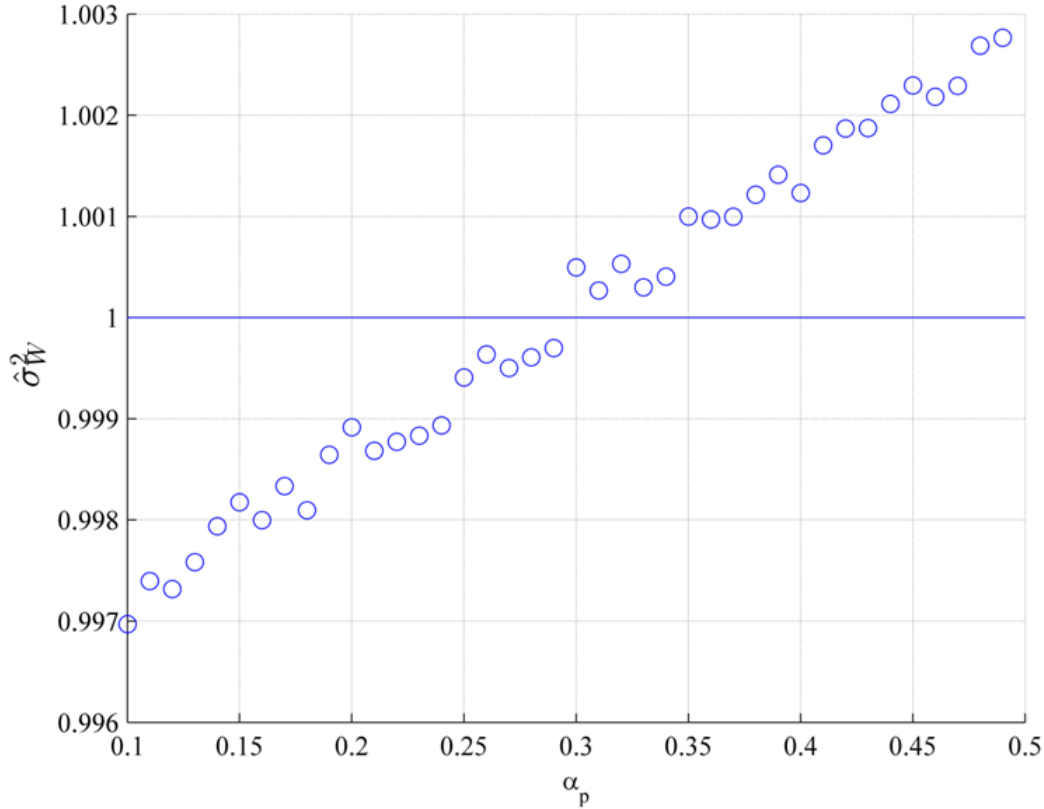


Figura 6.5: Diagrama de dispersión para α_p y $\hat{\sigma}_w^2$

el desempeño del algoritmo frente a señales variables, mejorando la estimación de la potencia del ruido. La literatura sugiere valores de referencia para α_d en el rango de $0.85 < \alpha_d < 0.95$ [129],[135],[136]. Para ampliar el análisis, se evaluó un conjunto de 50 valores distribuidos entre $0.5 < \alpha_d < 0.99$. Los resultados del análisis de correlación mostraron una relación alta y negativa entre α_d y $\hat{\sigma}_w^2$ con un coeficiente de correlación de $r = -0.96896$. Esto indica que, a medida que α_d aumenta $\hat{\sigma}_w^2$ disminuye siguiendo una tendencia casi lineal. Al observar la Figura 6.6 se observa una relación decreciente entre el parámetro α_d y la estimación $\hat{\sigma}_w^2$. A medida que el valor de α_d aumenta, $\hat{\sigma}_w^2$ disminuye de manera continua. Aunque la disminución no es perfectamente lineal, la relación entre las dos variables sigue una tendencia suavemente curva que parece acercarse a una relación lineal en rangos intermedios. En el rango cercano a $\alpha_d = 0.96$, $\hat{\sigma}_w^2$ se aproxima al valor esperado ($\hat{\sigma}_w^2 = 1$), como lo

indica la línea horizontal azul. Este punto sugiere que $\alpha_d = 0.96$ es un valor óptimo para minimizar el sesgo en la estimación de la potencia de ruido. Entre valores más bajos de α_d (por ejemplo, $\alpha_d < 0.7$), se observa un sesgo más significativo en $\hat{\sigma}_w^2$ ya que los valores estimados están lejos del valor ideal. Finalmente, para valores en el rango de $0.85 < \alpha_d < 0.96$ se observa que se obtienen mejores resultados para minimizar el sesgo del estimador.

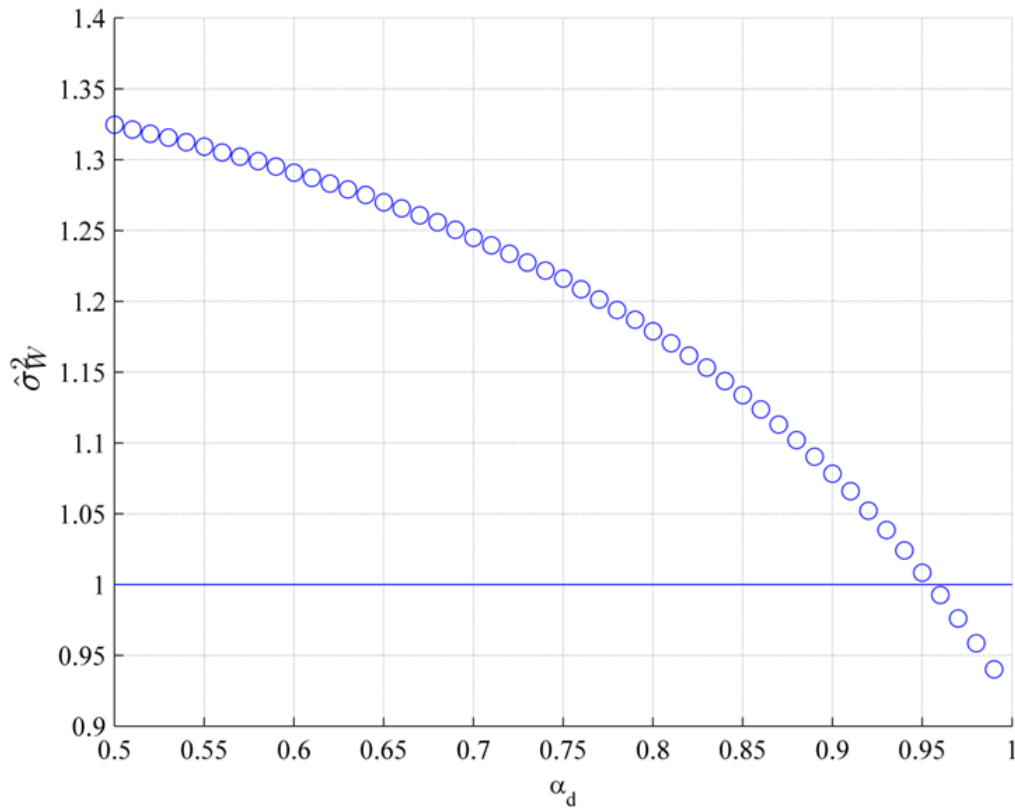


Figura 6.6: Diagrama de dispersión para α_d y $\hat{\sigma}_w^2$

Parámetro $1/c$

El parámetro $1/c$ es un factor de decisión fundamental en la etapa final del algoritmo, ya que regula la estimación del espectro del ruido a partir del cual se calcula la potencia de ruido. En estudios previos, se propuso un valor de referencia de

$1/c = 0.85$ [129]. Sin embargo, los resultados preliminares de simulación revelaron que este valor provoca una sobreestimación significativa de la potencia del ruido, lo que subraya la necesidad de un análisis más detallado para determinar un rango de valores más apropiado. Para este propósito, se realizó un análisis de correlación utilizando un conjunto de 50 valores distribuidos en el rango $0.1 < 1/c < 0.6$. Los resultados indicaron una correlación positiva fuerte entre $1/c$ y $\hat{\sigma}_w^2$ con un coeficiente de $r = 0.916011$. Este hallazgo demuestra que, a medida que aumenta $1/c$, también lo hace la estimación de la potencia del ruido, aunque la relación no es perfectamente lineal. El diagrama de dispersión Figura 6.7, ilustra esta tendencia positiva y permite identificar el valor óptimo de $1/c = 0.26$, que minimiza el sesgo en la estimación y proporciona un desempeño más estable. Este análisis pone de manifiesto la importancia de calibrar adecuadamente $1/c$, ya que su valor tiene un impacto directo en el desempeño de la estimación de la potencia del ruido. Valores fuera del rango identificado ($0.1 < 1/c < 0.6$) pueden provocar tanto sobreestimación como subestimación, afectando negativamente el desempeño del algoritmo. En particular, el ajuste de $1/c$ al valor de 0.26 permite minimizar las desviaciones y garantizar una estimación más confiable. El análisis de correlación realizado en esta sección permitió identificar las relaciones entre los parámetros operativos del algoritmo NPE-SMT y la estimación de la potencia del ruido. Este enfoque fue fundamental para comprender la influencia individual de cada parámetro y para determinar rangos óptimos que minimizan el sesgo y mejoran la precisión del estimador. Los hallazgos destacaron la importancia de parámetros como α_p , α_d y $1/c$, que mostraron relaciones fuertes y significativas con $\hat{\sigma}_w^2$ lo que subraya la necesidad de un ajuste preciso en su configuración. Por otro lado, parámetros como η y δ presentaron correlaciones más débiles o no lineales, lo que sugiere una influencia más compleja y menos directas con la estimación. La correlación es un paso clave dentro de esta metodología propuesta, ya que proporciona una visión cuantitativa inicial de cómo los parámetros afectan el desempeño del estimador. Sin embargo, es importante reconocer que este análisis asume relaciones lineales entre las variables, lo que limita su capacidad para capturar interacciones no lineales o dependencias más complejas. En estos casos, el análisis de correlación debe ser complementado con un estudio de sensibilidad para evaluar de manera más exhaustiva cómo las variaciones simultáneas de múltiples parámetros pueden impactar el comportamiento del estimador. El análisis de correlación establece una base sólida para el ajuste de parámetros, pero su integración con estudios de estabilidad permite abordar la complejidad inherente del sistema y garantizar una optimización más robusta y precisa del estimador en aplicaciones prácticas.

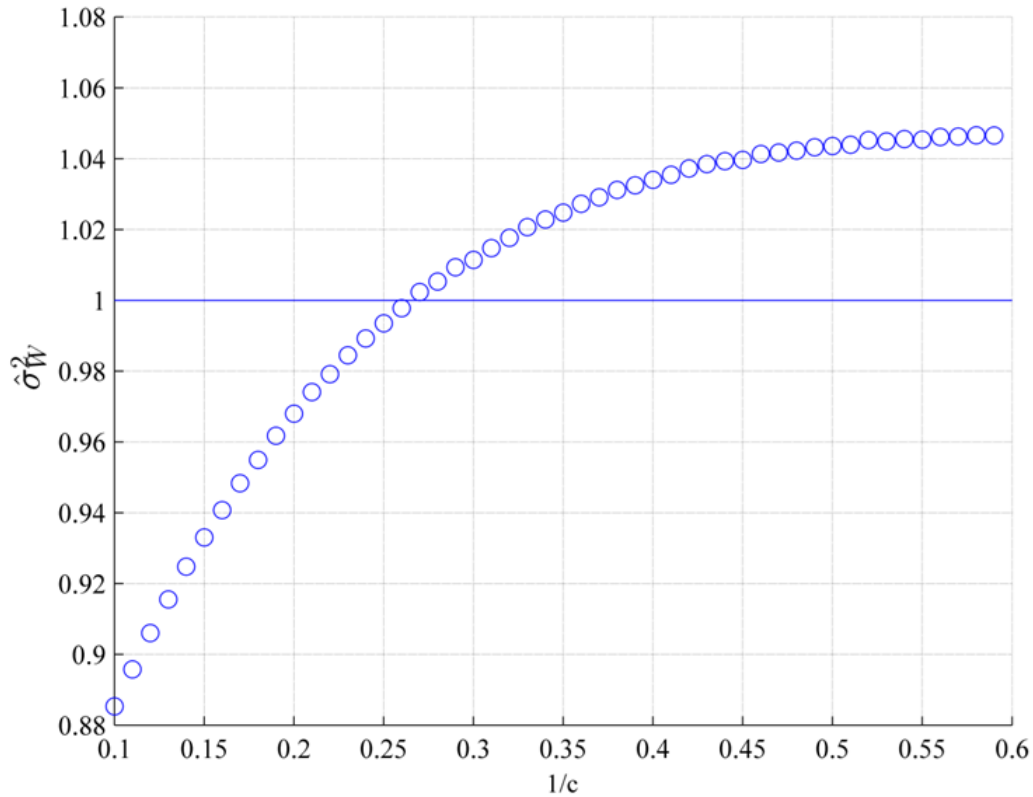


Figura 6.7: Diagrama de dispersión para $1/c$ y $\hat{\sigma}_w^2$

6.1.3. Estudio de sensibilidad

Como resultado del análisis estadístico de correlación lineal de Pearson, se identificó la relación individual entre cada uno de los parámetros y la estimación de la potencia del ruido. Sin embargo, este análisis no abordaba completamente el impacto de los cambios en los parámetros de la técnica ni proporcionaba una comprensión adecuada de la robustez de los resultados en diversas condiciones. Además, se buscaba identificar configuraciones alternativas para ajustar los parámetros, mejorar la estimación y, como resultado, disminuir el error.

Para abordar esta limitación, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad con el objetivo de determinar el efecto de los parámetros involucrados en cada etapa de la técnica de estimación de la potencia del ruido. Por lo general, se utiliza para evaluar qué tan sensible es el resultado de un modelo a los cambios en las diferentes variables

que lo componen. El análisis de sensibilidad es una herramienta versátil que puede aplicarse a cualquier variable de proyecto, en diversas áreas como la económica, administrativa o de ingeniería. Uno de sus propósitos es determinar el efecto sobre la solución óptima del modelo si alguna de las estimaciones de los valores de los parámetros resulta estar equivocada. Con frecuencia, este análisis identificará algunos de los parámetros que deben estimarse con mayor cuidado antes de aplicar el modelo. También puede identificarse una nueva solución que funcione mejor para los valores más probables de los parámetros.

Se propone realizar este análisis a través de un DoE, un método sistemático, ya que sigue un enfoque estructurado y metódico para planificar y ejecutar experimentos con el objetivo de obtener conclusiones válidas y confiables sobre el efecto de ciertas variables en un proceso o sistema. En [137] se propone un análisis de sensibilidad a través de métodos estadísticos, específicamente el análisis de varianza (ANOVA). Por su parte, los autores de [138],[139], proponen el uso del DoE para calibrar los parámetros de un algoritmo genético. Dada la información contenida en estos artículos, se decidió usar el DoE como análisis de sensibilidad, ya que es una técnica que permite determinar qué pruebas se deben realizar y de qué manera hacerse para obtener datos que al ser analizados estadísticamente se puedan responder interrogantes como las de nuestro problema que son ¿cuáles parámetros de la técnica tienen impacto en la estima de la potencia? y de ser posible también encontrar ¿cuál combinación de valores para los parámetros pueden reducir el sesgo en la estimación? Se eligió el diseño factorial ya que este permite estudiar el impacto en la estima de la potencia de un parámetro individual y de interacción de los distintos parámetros.

Los diseños factoriales son reconocidos como una de las familias de diseños de mayor impacto en la industria y la investigación [140], destacándose por su eficacia y versatilidad. Entre ellos, los factoriales 2^k completos son especialmente útiles cuando se exploran entre dos y cinco factores $2 \leq k \leq 5$. En este rango, el número de tratamientos oscila entre 4 y 32, lo que resulta manejable en numerosos escenarios experimentales. En términos generales, estos diseños representan un conjunto de gran impacto en diversas aplicaciones. Se eligió el diseño factorial debido a su capacidad para estudiar el impacto individual y las interacciones entre los parámetros, lo que permite una comprensión más profunda de la relación entre estos y la estimación de la potencia del ruido.

En el ámbito del diseño de experimentos, un factor se refiere a una variable que se investiga en el experimento, mientras que un tratamiento corresponde a la combinación de niveles de dichos factores, donde los niveles representan los diferentes valores asignados a cada factor. En nuestro estudio, los factores se definen como las variables presentes en cada una de las etapas de la técnica, seleccionadas a partir

de los resultados de un análisis de correlación, donde se han considerado dos valores específicos [124].

Los principales objetivos de este estudio son determinar las variables de la técnica que tienen impacto en la estimación de la potencia del ruido y encontrar los valores donde se reduzca el error en dicha estimación. A continuación, se describen las etapas para un diseño experimental:

Factor	Nivel 1	Nivel 2
η	0.88	0.89
$\delta(k)$	$\delta(k) = \begin{cases} 2, & 1 \leq k \leq LF \\ 2, & LF < k \leq MF \\ 5, & MF < k \leq 0.5F_s \end{cases}$	$\delta(k) = \begin{cases} 2, & 1 \leq k \leq LF \\ 4, & LF < k \leq MF \\ 6, & MF < k \leq 0.5F_s \end{cases}$
α_p	0.31	0.33
α_d	0.95	0.96
$1/c$	0.26	0.27

Tabla 6.3: Valores utilizados para los niveles de cada variable.

Fases del Análisis Experimental

Planeación y realización. En esta fase se comprende y define claramente el problema de estudio, así como se selecciona la o las variables de respuesta pertinentes. Aquí se identifican los factores que se presupone que ejercen influencia sobre la o las variables de respuesta y se eligen los niveles correspondientes para cada factor. Además, se planifica y organiza el trabajo experimental en la ejecución del experimento.

Análisis estadístico. En esta fase, es importante tener presente que los resultados experimentales son muestras observacionales y no representan a toda la población. Por lo tanto, se recurre a métodos estadísticos inferenciales para determinar si las diferencias o efectos observados en la muestra (experimental) son lo bastante significativos como para sugerir diferencias a nivel poblacional (o del proceso). El análisis de varianza (ANOVA) es la técnica estadística fundamental en el análisis de experimentos.

Interpretación. En esta etapa, respaldada por un análisis estadístico riguroso, se examinan minuciosamente los eventos del experimento. Esto implica contrastar las

hipótesis iniciales con los resultados obtenidos, así como identificar nuevos conocimientos adquiridos sobre el proceso en cuestión. Se verifica la validez de los supuestos y se selecciona el tratamiento más efectivo, siempre respaldado por pruebas estadísticas sólidas.

Conclusiones. En esta etapa, se analizan detalladamente los resultados experimentales y se interpretan en el contexto de los objetivos iniciales del experimento. Se revisan las hipótesis planteadas al inicio y se contrastan con los datos recabados, evaluando si se confirman o refutan. Además, se identifican patrones y tendencias significativas, así como posibles relaciones entre variables estudiadas [141].

Diseño de experimentos para analizar los parámetros de NPE-SMT

Para el análisis de datos en este estudio, se empleó el software estadístico Minitab debido a su capacidad para realizar una amplia gama de análisis de manera eficiente, proporcionando así las herramientas necesarias para llevar a cabo un análisis estadístico riguroso y exhaustivo.

Planeación y realización

En una fase previa, se realizó un análisis de correlación considerando un sistema de comunicación. La señal transmitida se moduló utilizando QPSK con un ancho de banda de 1.4 MHz y se introdujo ruido blanco aditivo gaussiano (AWGN) con una potencia de ruido (varianza) previamente asignada de $\hat{\sigma}_w^2$. Después de una revisión exhaustiva de la literatura, se seleccionaron dos valores para cada variable que minimizaban el error absoluto entre los valores estimados. El diseño experimental se basó en 5 variables, cada una con dos niveles, como se muestra en la Tabla 5.1, lo que dio lugar a 32 combinaciones. Para el análisis se consideró un SNR= -16 dB.

Análisis

Para el análisis de los resultados, se utilizó el análisis de varianza (ANOVA) como técnica central. El ANOVA descompone la variación total en distintas fuentes que contribuyen al experimento y busca probar la hipótesis de que las medias de dos o más poblaciones son idénticas. El ANOVA permite evaluar la importancia de uno o más factores al comparar las medias de una variable de respuesta en los diversos niveles de dichos factores. La hipótesis nula postula que todas las medias poblacionales (es decir, las medias en los diferentes niveles de los factores) son iguales mientras que la hipótesis alternativa sugiere que al menos una de ellas es diferente.

Las hipótesis a evaluar son las siguientes:

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = \mu_5 = \mu, \quad (6.1)$$

$$H_A : \mu_i \neq \mu_j \quad \text{para algún } i \neq j. \quad (6.2)$$

Para ejecutar un ANOVA, debe de tener una variable de respuesta continua y al menos un factor categórico con dos o más niveles. Los análisis de ANOVA requieren datos de poblaciones que sigan una distribución aproximadamente normal con varianzas iguales entre los niveles de factores. Sin embargo, los procedimientos de ANOVA funcionan bastante bien incluso cuando se viola el supuesto de normalidad, a menos que una o más de las distribuciones sean muy asimétricas o si las varianzas son bastante diferentes. Las transformaciones del conjunto de datos original pueden corregir estas violaciones. El nombre de análisis de varianza se basa en el enfoque en el cual el procedimiento utiliza las varianzas para determinar si las medias son diferentes. El procedimiento funciona comparando la varianza entre las medias de los grupos y la varianza dentro de los grupos como una manera de determinar si los grupos son parte de una población más grande o poblaciones separadas con características diferentes. En la Tabla 6.4 podemos observar la tabla ANOVA en la columna 1 tenemos las fuentes de variación. La variabilidad entre grupos corresponde al efecto individual de cada parámetro mientras que la variabilidad intra grupos corresponde a las interacciones entre los parámetros.

Fuentes de Variación	Suma de cuadrados (SC)	Grados de libertad (g.l)	Varianza (cuadrado medio) (SC/g.l)	Test F
Variabilidad entre grupos	$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_i - \bar{y})^2$ $= \sum_{i=1}^l n_i (\bar{y}_i - \bar{y})^2$	$l - 1$	\hat{S}_e^2	$\frac{\hat{S}_e^2}{\hat{S}_R^2}$
Variabilidad intra grupos	$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_{ij} - \bar{y}_i)^2$	$n - l$	\hat{S}_R^2	No aplica
Variabilidad total	$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_{ij} - \bar{y})^2$	$n - 1$	\hat{S}_y^2	No aplica

Tabla 6.4: Análisis de Varianza (ANOVA)

La tabla de análisis de varianza se utiliza para examinar la variabilidad de la estimación de la potencia del ruido ante cambios en los niveles de las variables involucradas en el proceso. Entre la información que proporciona esta tabla, se destaca el valor F, el cual se emplea para tomar decisiones sobre la significancia de la prueba. De manera complementaria, el valor p representa una probabilidad de obtener un valor

de F igual o mayor al observado bajo el supuesto de que la hipótesis nula es cierta. En este contexto, valores de p pequeños indican una mayor evidencia en contra de la hipótesis nula. En consecuencia, un valor F considerablemente alto, acompañado de un valor p bajo, sugiere la existencia de diferencias estadísticamente significativas.

Para validar los resultados del análisis de varianza realizado, es importante verificar que los supuestos del modelo se cumplan. Estos supuestos incluyen la normalidad, la constancia de la varianza y la independencia de los datos. En otras palabras, la variable de respuesta debe distribuirse de manera normal, con la misma varianza en cada tratamiento y las mediciones deben ser independientes. Verificar estos supuestos antes de realizar análisis estadísticos asegura que los resultados obtenidos sean confiables y válidos. En caso de que alguno de los supuestos no se cumpla, pueden ser necesarios ajustes en el análisis o consideraciones adicionales al interpretar los resultados.

En el experimento planteado, se llevaron a cabo 32 corridas a nivel del proceso para realizar el ANOVA. Durante este análisis, se examinaron tanto los efectos principales, que corresponden al impacto individual de cada factor sobre la variable de respuesta cuando se modifican sus niveles, como las interacciones entre factores. Estas interacciones reflejan cómo el efecto de un factor depende del nivel de otro, pudiendo ser de distinto orden: dobles (dos factores interactuando entre sí), triples (tres factores en combinación), cuádruples o incluso quintuples, cuando participan cuatro o cinco factores simultáneamente.

Además del análisis estadístico, se emplearon herramientas gráficas como el diagrama de Pareto estandarizado, las gráficas de efectos principales y gráficas de interacción, que permiten visualizar la importancia relativa de los factores y sus combinaciones en esta fase del análisis.

Interpretación de resultados

Con el análisis estadístico formal, se analizaron con detalle los resultados de las simulaciones, desde contrastar las conjeturas iniciales con los resultados de las simulaciones, hasta observar los nuevos aprendizajes sobre la técnica, verificar supuestos y elegir la combinación que minimice el error. Para la interpretación de los resultados se utilizaron también herramientas gráficas que a continuación se describen. En la siguiente tabla se presenta la correspondencia entre los nombres de las variables en Minitab y su correspondiente nombre en la técnica estudiada.

Variable	Factor
η	eta
$\delta(k)$	delta
α_p	alpha.p
α_d	alpha.d
$1/c$	1/c
σ^2	sigma

Tabla 6.5: Nombres de las variables

Herramientas gráficas utilizadas para el análisis de los resultados

- Pareto estandarizado. El diagrama de Pareto estandarizado es una versión adaptada del Pareto que ajusta las contribuciones de los diferentes factores según su peso relativo en lugar de su frecuencia absoluta. Esto significa que el peso relativo se representa como un porcentaje o proporción del total. Este enfoque facilita la comparación de la importancia relativa de los factores, incluso cuando difieren en tamaño o magnitud. Este diagrama resulta útil cuando se requieren comparaciones más precisas entre diferentes conjuntos de datos o cuando los factores presentan variaciones significativas en su tamaño o magnitud. Al ordenar los factores según su peso relativo, el diagrama permite una identificación rápida de los factores más influyentes o críticos del proceso determinado. A diferencia del diagrama de Pareto estándar, que muestra valores absolutos de sus efectos, el diagrama de Pareto estandarizado presenta estos efectos normalizados o estandarizados desde el más grande al más pequeño. Esto proporciona una visualización clara y concisa de cómo cada factor contribuye en relación con el total, facilitando la interpretación de los resultados.
- Gráfica de efectos principales. La gráfica de efectos principales permite examinar las diferencias entre las medias de nivel para uno o más factores. Hay un efecto principal cuando diferentes niveles de un factor afectan la respuesta de manera diferente. Una gráfica de efectos principales muestra la media de respuesta para cada nivel de factor conectado por una línea.
- Gráfica de interacción. Las gráficas de interacción en los diseños de experimentos muestran cómo el efecto de una variable independiente (factor) en una

variable dependiente. Es decir, estas gráficas ilustran cómo las variables independientes interactúan entre sí para influir en la variable dependiente. La gráfica de interacción muestra las medias de los niveles de un factor en el eje X y una línea separada para cada nivel del otro factor.

En la Figura 6.8 se presentan los resultados del análisis de varianza (ANOVA). El modelo general resultó ser altamente significativo, con un valor de $F = 23414.97$ y un $p < 0.001$, lo que indica que, en conjunto, los factores explican la mayor parte de la variabilidad observada en la estimación de la potencia del ruido.

Entre los factores lineales, el parámetro η es el más influyente ($F = 627158.84, p < 0.001$), confirmando ser el factor más significativo. El parámetro $1/c$ también mostró un efecto significativo ($F = 4978.30, p < 0.001$), evidenciando su relevancia en el comportamiento del modelo. En contraste, los parámetros α_p y α_d no presentaron efectos individuales significativos ($p > 0.05$).

En cuanto a las interacciones de dos términos, solo dos combinaciones resultaron estadísticamente significativas. La interacción entre $\eta \cdot \alpha_d$ ($F = 21.08, p < 0.001$) y $\alpha_d \cdot 1/c$ ($F = 108.10, p < 0.001$) resultaron estadísticamente significativas, indicando que la combinación de estos factores influye de manera conjunta en la respuesta. El resto de las interacciones de dos o más términos (triples, cuádruples y quintuples) no fueron significativas ($p > 0.05$), lo que sugiere que no aportan información adicional al modelo.

El análisis del error y la variabilidad total confirmó que el error es extremadamente bajo, con una suma de cuadrados ajustada de 0.000002 frente a una suma de cuadrados total de 0.040718. Esto refuerza que el modelo explica de manera eficiente la mayor parte de la variabilidad en los datos.

En síntesis, los resultados del análisis permiten concluir que el modelo puede simplificarse, conservando únicamente los efectos lineales más significativos (η y $1/c$) y las dos interacciones de mayor impacto ($\eta \cdot \alpha_d$ y $\alpha_d \cdot 1/c$). Los demás términos, tanto individuales como de orden superior, pueden eliminarse sin afectar significativamente la precisión del modelo. Este enfoque optimizado facilita la interpretación y la implementación del modelo en aplicaciones prácticas asegurando su robustez y eficiencia.

Para validar los resultados obtenidos en el análisis de varianza realizado, se verificó que los supuestos fundamentales del modelo estadístico se cumplen. Estos supuestos incluyen la normalidad de los residuos, la constancia de la varianza (homocedasticidad) y la independencia de los mismos. En la Figura 6.9 se presentan las gráficas que permiten evaluar estas premisas.

En primer lugar, para evaluar el supuesto de normalidad, se utilizó la gráfica de probabilidad normal. Esta representación del tipo $X - Y$ tiene escalas diseñadas para

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	31	0.040716	0.001313	23414.97	0.000
Lineal	5	0.040707	0.008141	145137.89	0.000
eta	1	0.035180	0.035180	627158.84	0.000
delta	1	0.000000	0.000000	7.25	0.011
alpha_p	1	0.000000	0.000000	0.81	0.376
alpha_d	1	0.005247	0.005247	93543.25	0.000
1/c	1	0.000279	0.000279	4979.30	0.000
Interacciones de 2 términos	10	0.000009	0.000001	15.18	0.000
eta*delta	1	0.000000	0.000000	0.63	0.434
eta*alpha_p	1	0.000000	0.000000	0.03	0.875
eta*alpha_d	1	0.000001	0.000001	21.08	0.000
eta*1/c	1	0.000001	0.000001	16.52	0.000
delta*alpha_p	1	0.000000	0.000000	4.68	0.038
delta*alpha_d	1	0.000000	0.000000	0.23	0.638
delta*1/c	1	0.000000	0.000000	0.47	0.498
alpha_p*alpha_d	1	0.000000	0.000000	0.03	0.875
alpha_p*1/c	1	0.000000	0.000000	0.03	0.875
alpha_d*1/c	1	0.000006	0.000006	108.10	0.000
Interacciones de 3 términos	10	0.000001	0.000000	1.46	0.200
eta*delta*alpha_p	1	0.000000	0.000000	0.34	0.566
eta*delta*alpha_d	1	0.000000	0.000000	0.34	0.566
eta*delta*1/c	1	0.000000	0.000000	0.63	0.434
eta*alpha_p*alpha_d	1	0.000000	0.000000	1.74	0.196
eta*alpha_p*1/c	1	0.000000	0.000000	6.69	0.014
eta*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	0.63	0.434
delta*alpha_p*alpha_d	1	0.000000	0.000000	0.47	0.498
delta*alpha_p*1/c	1	0.000000	0.000000	1.23	0.276
delta*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	1.74	0.196
alpha_p*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	0.81	0.376
Interacciones de 4 términos	5	0.000000	0.000000	1.46	0.232
eta*delta*alpha_p*alpha_d	1	0.000000	0.000000	0.63	0.434
eta*delta*alpha_p*1/c	1	0.000000	0.000000	0.63	0.434
eta*delta*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	1.01	0.323
eta*alpha_p*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	2.34	0.136
delta*alpha_p*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	2.68	0.112
Interacciones de 5 términos	1	0.000000	0.000000	1.01	0.323
eta*delta*alpha_p*alpha_d*1/c	1	0.000000	0.000000	1.01	0.323
Error	32	0.000002	0.000000		
Total	63	0.040718			

Figura 6.8: Análisis de varianza para el experimento propuesto

que, si los residuos siguen una distribución normal, los puntos tiendan a linearse sobre una línea recta. En este caso, los residuos se alinearon de forma bastante consistente con la línea teórica, lo que sugiere que siguen aproximadamente una distribución normal, aunque se observan pequeñas desviaciones en los extremos que no resultan significativas. Esta observación fue respaldada por el análisis del histograma de residuos, que mostró una distribución simétrica con un pico central en torno a 0 y una

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

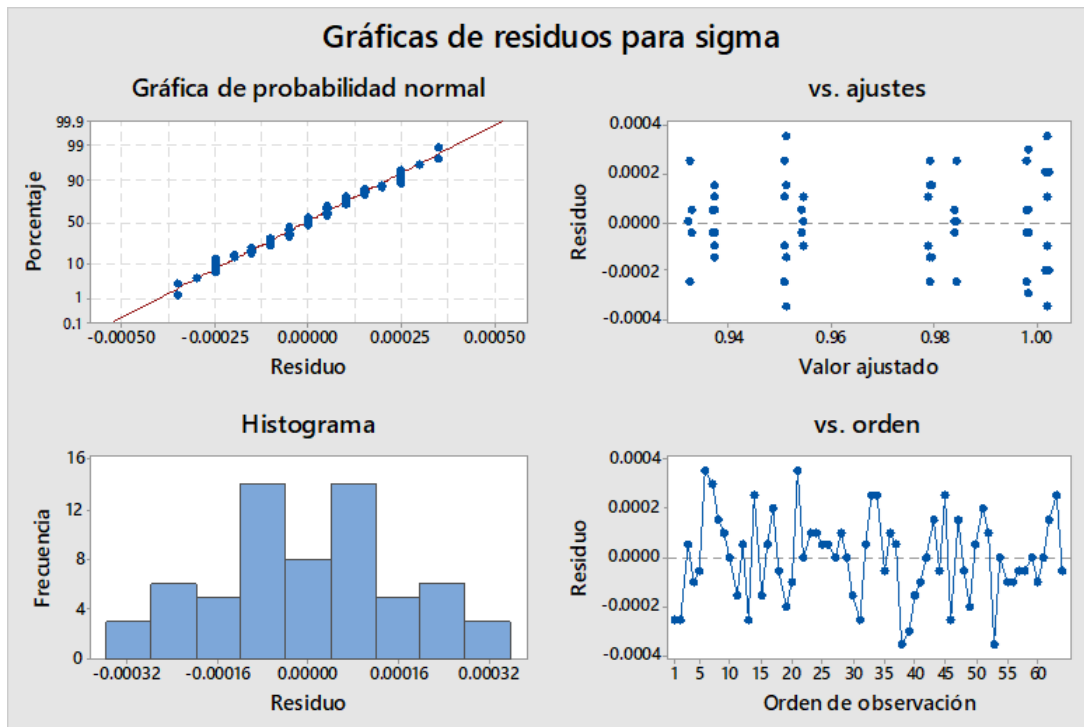


Figura 6.9: Gráfica de residuos para sigma

disminución gradual hacia los extremos. Por lo tanto, se concluye que el supuesto de normalidad se cumple satisfactoriamente. Además la gráfica de residuos versus valores ajustados confirmó que los residuos están distribuidos de manera aleatoria alrededor de la línea horizontal $y = 0$, sin patrones discernibles ni agrupaciones sistemáticas. Este comportamiento indica que la varianza de los residuos es constante en todos los niveles de los valores ajustados, cumpliéndose así el supuesto de varianza constante. Por otro lado, la gráfica de residuos versus el orden de observación permitió verificar la independencia de los residuos. En esta presentación, los puntos no muestran tendencias crecientes, decrecientes ni patrones cíclicos, lo que refuerza la premisa de independencia entre las observaciones. En el diseño de experimentos, los residuos representan la discrepancia entre los valores observados y los valores predichos, y son fundamentales para analizar la precisión del ajuste del modelo. La confirmación de los supuestos mencionados proporciona confianza en la validez y robustez del modelo propuesto. Adicionalmente, para evaluar la calidad del modelo estadístico, se consideraron los coeficientes de determinación R^2 y $R^2_{ajustado}$, lo que miden la proporción de la variabilidad explicada por el modelo. Estos coeficientes

deben cumplir la siguiente desigualdad.

$$0.0 \leq R_{\text{ajustado}}^2 \leq R^2 \leq 100 \quad (6.3)$$

Se prefieren valores cercanos a 100, y para un modelo confiable se recomienda un R_{ajustado}^2 de al menos el 70% [142]. Para el caso presentado, el modelo obtuvo un $R_{\text{ajustado}}^2 = 99.99\%$, lo que indica que los factores estudiados, junto con sus interacciones, explican prácticamente la totalidad de la variabilidad observada en la variable de respuesta (potencia del ruido). Cabe destacar que, al incluir múltiples factores en el modelo, el R_{ajustado}^2 es una métrica más confiable que el R^2 , ya que evita incrementos artificiales al incorporar términos adicionales. Los resultados de las gráficas de residuos y los coeficientes de determinación confirman que el modelo es robusto, estadísticamente sólido y cumple con los supuestos fundamentales. Esto permite interpretar los resultados con confianza y asegura la calidad del ajuste en el contexto del estudio. El diagrama de Pareto de efectos estandarizados presentado en la Figura 6.10 proporciona una visión clara y cuantitativa de los factores y sus interacciones más influyentes en la variable de respuesta (σ , potencia del ruido). Este análisis se realizó considerando un nivel de significancia de $\alpha = 0.05$, y se limitó a mostrar los 30 efectos más relevantes.

En el gráfico, los efectos estandarizados de cada factor y sus interacciones están representados por barras horizontales, ordenadas de mayor a menor magnitud. La línea vertical roja, correspondiente a un valor crítico de 2.0, actúa como referencia para determinar cuáles efectos son significativos. Aquellos que superan esta línea tienen un impacto estadísticamente significativo en la respuesta. De acuerdo con los resultados, los factores que tienen un efecto más destacado son los siguientes:

1. Factor A (η): Este parámetro muestra un efecto estandarizado más alto, con una magnitud cercana a 800. Esto indica que η es el factor dominante en la determinación de la respuesta, ejerciendo un impacto considerable y altamente significativo.
2. Factor D (α_d): Con un efecto estandarizado alrededor de 200, α_d también muestra una influencia importante en la respuesta. Sin embargo, su impacto es menor en comparación con η .
3. Interacción DE ($\alpha_d \cdot 1/c$): Esta interacción de dos términos tiene un efecto relevante, con una magnitud significativa que supera el umbral crítico. Esto sugiere que la combinación de $\alpha_d \cdot 1/c$ tiene un papel importante en el comportamiento del sistema, aunque no tan dominante como los factores individuales.

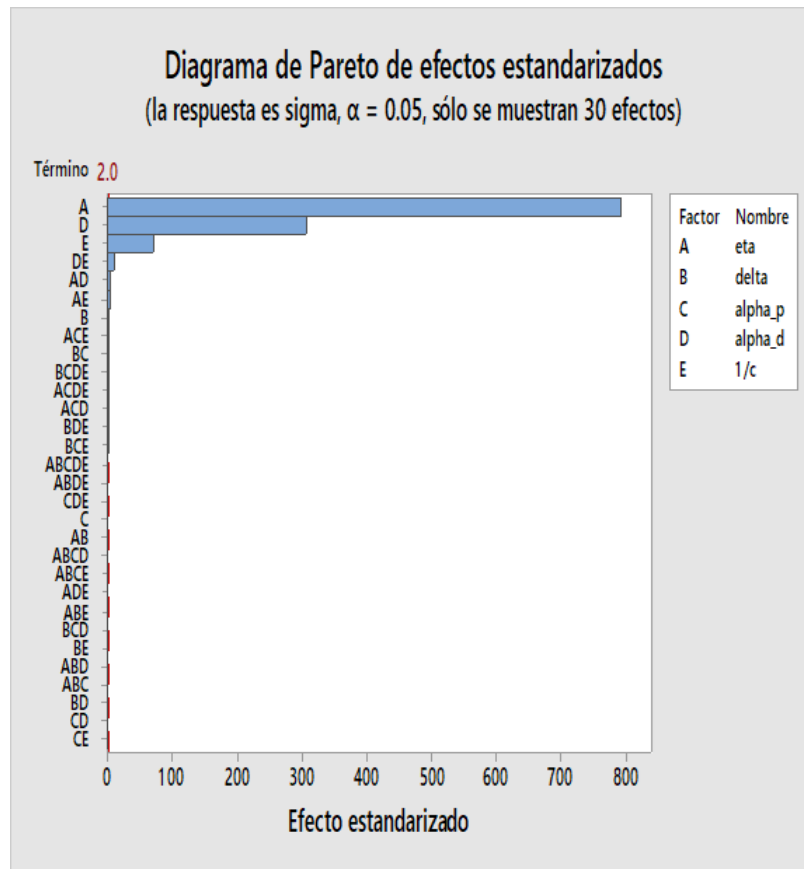


Figura 6.10: Diagrama de Pareto de efectos estandarizados

- Otros factores e interacciones: Los efectos de otros factores individuales (B,C,E) y de las interacciones de mayor orden (por ejemplo, AB, BC) no alcanzan el nivel crítico de significancia y, por lo tanto, su impacto puede considerarse despreciable en el modelo.

El diagrama confirma que la mayor parte de la variabilidad explicada en el modelo está asociada con un pequeño conjunto de factores y sus interacciones. Este hallazgo respalda la posibilidad de simplificar el modelo al enfocarse únicamente en los factores A(η) y D(α_d), así como en la interacción DE ($\alpha_d \cdot 1/c$). En este contexto, la eliminación de los términos no significativos (aquellos cuyos valores p superan el umbral de 0.05) resulta conveniente, ya que dichos términos no aportan información estadísticamente relevante a la explicación de la respuesta. De esta forma, el modelo conserva su capacidad explicativa al incluir únicamente los efectos relevantes, pero al

mismo tiempo se vuelve más sencillo de interpretar y aplicar. El diagrama de Pareto demuestra que el diseño experimental está bien estructurado, ya que logra identificar los factores más relevantes para la respuesta. Estos resultados permitirán optimizar el modelo y priorizar los ajustes en los parámetros más influyentes, mejorando así el desempeño del sistema en condiciones prácticas. En la Figura 6.11, se presenta la gráfica de los efectos principales de cada uno de los parámetros sobre la media ajustada de la respuesta (σ), evaluados en sus dos niveles experimentales (0y1). En el eje x se encuentran los niveles de cada factor, mientras que en el eje y se muestra la media ajustada de la respuesta para cada nivel.

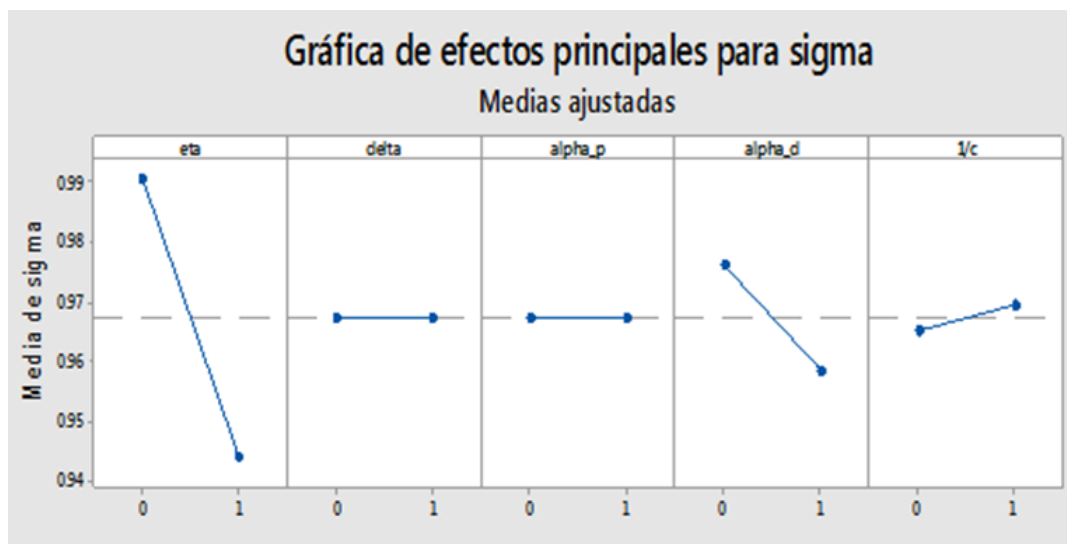


Figura 6.11: Efectos principales para los 5 parámetros de NPE-SMT

Análisis por parámetro

1. η (eta): Este parámetro muestra un cambio significativo en la media de la respuesta. Para el nivel bajo (0), la media de σ es notablemente mayor en comparación con el nivel alto (1), donde disminuye de manera pronunciada. Este comportamiento indica que η tiene un impacto dominante en la respuesta y es el factor más relevante.
2. δ (delta): Para este factor, no se observa un cambio significativo en la media de la respuesta entre los niveles. Esto sugiere que δ no tiene efecto importante sobre σ en el rango de niveles evaluados.

3. α_p (alpha_p): Similar a δ , este factor no muestra diferencias significativas en la media de la respuesta al cambiar de nivel. Esto indica que su influencia sobre σ es mínima o nula.
4. α_d (alpha_d): El comportamiento de este parámetro es similar al de η , con una disminución en la media de σ al pasar del nivel bajo 0 al nivel alto 1. Sin embargo, el efecto de α_d es menor en comparación con η , lo que indica que su impacto, aunque relevante, no es tan significativo.
5. $1/c$ (1/c): Para este factor, se observa un comportamiento opuesto al de η . En el nivel bajo 0, la media de σ es ligeramente menor, mientras que en el nivel alto 1 se registra un aumento en la media. Aunque el efecto es menos pronunciado que el de η , este parámetro tiene una influencia moderada sobre la respuesta.

La gráfica de efectos principales muestra que el parámetro η es el factor con mayor efecto sobre la variabilidad de σ , ya que la diferencia entre sus niveles genera el cambio más pronunciado en la respuesta, lo que se refleja en la mayor magnitud de la pendiente. En segundo lugar, α_d también presenta un efecto considerable, mientras δ y α_p no muestran un impacto significativo. Por su parte, $1/c$ presenta un efecto de magnitud intermedia. Estos resultados permiten identificar qué factores contribuyen de manera más relevante a explicar la variabilidad de la respuesta y cuáles tienen un aporte mínimo. Este análisis también refuerza la necesidad de priorizar η y α_d en el proceso de calibración de parámetros, ya que su contribución a la respuesta es significativa y consistente. Por otro lado, los factores con menor influencia podrían ser descartados o relegados en un análisis de sensibilidad menos detallado.

La representación del efecto de interacción entre dos factores se muestra en la Figura 6.12. En esta gráfica, el eje vertical representa la magnitud de la variable de respuesta (σ), mientras que en el eje horizontal se presentan los niveles de uno de los factores principales. Para cada nivel del factor secundario, se anota un punto en la dirección vertical correspondiente. Estos puntos se conectan mediante una línea recta para visualizar las interacciones entre los factores.

Análisis de interacciones clave:

1. $\eta \cdot \delta$: En la gráfica las rectas son prácticamente paralelas, lo que indica que no hay interacción visible entre los factores η y δ . Este resultado coincide con el ANOVA que no reportó significancia estadística ($p > 0.05$).

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

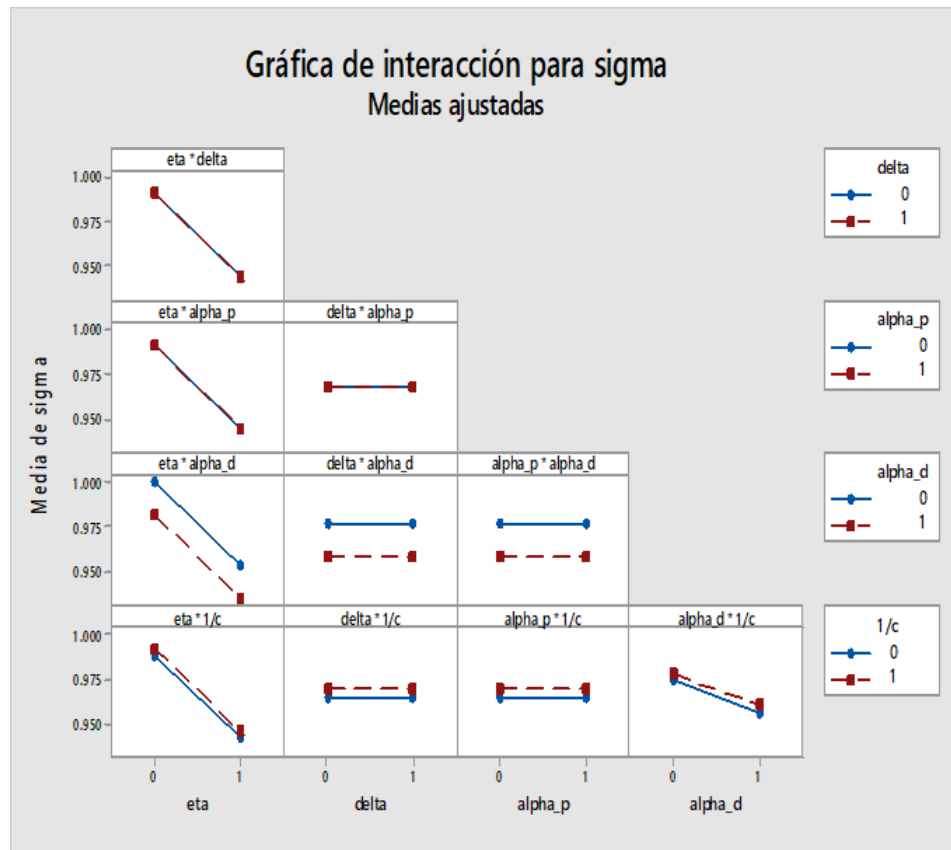


Figura 6.12: Interacción de los parámetros de NPE-SMT

2. $\eta \cdot \alpha_p$: Al igual que en el caso anterior, las líneas se presentan casi paralelas, lo que confirma que no existe interacción significativa entre los factores η y α_p . El análisis estadístico respalda esta conclusión ($p > 0.05$).
3. $\eta \cdot \alpha_d$: Las líneas se muestran paralelas pero desplazadas, lo que visualmente sugiere un efecto de η y α_d pero no una interacción clara. Sin embargo el ANOVA detectó un valor $p = 0.038$, lo que indica que estadísticamente sí existe una interacción, aunque su efecto es leve y no se aprecia de manera evidente en la representación gráfica.
4. $\alpha_d \cdot 1/c$: En esta interacción se observa que las rectas no son paralelas, lo que indica un efecto conjunto entre α_d y $1/c$. Este hallazgo se confirma con el análisis estadístico, donde la interacción fue altamente significativa ($p < 0.001$).

5. Interacciones con δ y α_p : Para las combinaciones de δ con otros factores ($\delta \cdot \alpha_p$, $\delta \cdot 1/c$) así como para $\alpha_p \cdot 1/c$, las líneas son casi paralelas, lo que indica que no hay una interacción significativa en estas combinaciones. Coincide con los resultados estadísticas ($p > 0.05$)

La gráfica de interacciones y el análisis estadístico resaltan que las combinaciones $\eta \cdot \delta$ y $\alpha_d \cdot 1/c$ tienen efectos significativos sobre la respuesta, mientras que otras combinaciones muestran poca o nula interacción. Estas observaciones son útiles para priorizar las interacciones relevantes durante la optimización del modelo, permitiendo concentrar esfuerzos en los pares de factores que realmente influyen en la variabilidad de la respuesta.

6.1.4. Calibración de parámetros

Esta etapa tiene como objetivo optimizar el desempeño del modelo y garantizar que la estimación de la variable de respuesta (σ^2) sea lo más precisa y robusta posible. Este proceso combina los hallazgos del análisis de correlación y del estudio de sensibilidad, que ofrecen perspectivas complementarias. Mientras el análisis de correlación identifica los parámetros más influyentes en términos lineales, el estudio de sensibilidad permite capturar interacciones entre parámetros y efectos no lineales que no son evidentes en la correlación. Este enfoque combinado asegura una calibración integral y confiable.

Resultados del Estudio de Correlación

El análisis de correlación fue clave para identificar los parámetros más relevantes y sus rangos óptimos. Los hallazgos principales incluyen:

- η (eta): Este parámetro presentó una correlación negativa moderada ($r = -0.78978$), lo que indica que un aumento en su valor reduce la media de σ^2 . Se determinó que el rango $0.85 \leq \eta \leq 0.9$ optimiza el desempeño, acercando la respuesta al valor esperado ($\sigma^2 = 1$).
- α_p (alpha.p): Con una correlación positiva fuerte ($r = 0.99465$), este parámetro mostró una influencia determinante. Su valor óptimo se identificó en $\alpha_p = 0.31$, donde la estimación de σ^2 alcanza su mejor desempeño.
- α_d (alpha.d): Este parámetro evidenció una correlación negativa alta ($r = -0.96896$), con un valor óptimo de $\alpha_d = 0.96$, lo que minimiza el sesgo en la estimación.

- $delta$ (delta) y $1/c$: Estos parámetros mostraron relaciones no lineales con $sigma^2$, sugiriendo que su impacto es dependiente de interacciones con otros factores.

Estos resultados establecen una base sólida para la calibración de parámetros individuales, priorizando aquellos con mayor impacto directo en la variable de respuestas.

Resultados del Estudio de Sensibilidad

El análisis de sensibilidad complementó los resultados de correlación al evaluar cómo pequeñas variaciones en un parámetro afectan la respuesta en presencia de otros. Los hallazgos más destacados incluyen:

- Interacción $\eta \cdot \delta$: Esta interacción mostró un efecto significativo, donde el impacto de eta sobre $sigma^2$ varía considerablemente según el nivel de $delta$. Este hallazgo subraya la importancia de calibrar ambos parámetros de manera conjunta.
- Interacción $\alpha_d \cdot 1/c$: Se observó una interacción relevante, indicando que el efecto de α_d en la respuesta depende de los niveles de $1/c$. Esto sugiere la necesidad de ajustar estos parámetros simultáneamente.
- Parámetros menos sensibles: Factores como $delta$ y α_p mostraron un impacto limitado cuando se evaluaron de forma aislada, pero el efecto puede volverse relevante al considerar combinaciones con otros parámetros.

El estudio de sensibilidad reveló interacciones críticas que no eran evidentes en el análisis de correlación, lo que destaca la importancia de integrar ambos enfoques para una calibración robusta.

6.1.5. Estrategia de calibración

Con base en los resultados del análisis de correlación y sensibilidad, se desarrolló una estrategia de calibración en dos etapas. Este enfoque incluyó parte del ajuste inicial con valores referenciados en la literatura, seguido de una optimización basada en las interacciones identificadas.

Etapa 1: Calibración inicial basada en la correlación

En esta etapa, se utilizaron valores recomendados y observados en estudios previos para los parámetros individuales más influyentes. Específicamente:

- η : Se ajustó dentro del rango $0.85 \leq \eta \leq 0.9$, que mostró una correlación significativa con σ^2 y permitió reducir el sesgo en la estimación.
- α_p : Se utilizó un valor de referencia de 0.2, comúnmente empleado en la literatura, para evaluar el comportamiento base del modelo. Este valor fue considerado como un punto de partida para explorar otros ajustes.
- α_d : Se fijó inicialmente en 0.96, identificado como óptimo para minimizar el sesgo y mejorar la precisión de la estimación

Esta configuración permitió establecer una línea base para evaluar el impacto de los parámetros individuales y sirvió como preparación para el ajuste más detallado en la segunda etapa.

Etapa 2: Calibración combinada basada en sensibilidad

En esta etapa, se ajustaron los parámetros de manera conjunta para capturar las interacciones más relevantes y optimizar el desempeño del modelo:

- η y δ : Se priorizó la interacción significativamente observada en el análisis de sensibilidad, ajustando simultáneamente estos parámetros para maximizar su efecto combinado.
- α_d y $1/c$: Se optimizó esta interacción considerando que el efecto de α_d sobre σ^2 depende de los niveles de $1/c$. Para este último, se evaluaron valores en el rango $0.26 \leq 1/c \leq 0.29$, que mostraron una contribución relevante.

Resultados de Ajuste

El ajuste inicial con $\alpha_p = 0.2$ permitió estabilizar la configuración del modelo y explorar las interacciones clave identificadas en el análisis de sensibilidad. Posteriormente, se ajustaron los parámetros η , α_d , α_p y $1/c$ con base en los valores identificados previamente, lo que condujo a una mejora significativa en las métricas de desempeño, reflejada en una reducción del sesgo.

Consideración de Limitaciones

En este trabajo, se emplearon análisis de correlación y sensibilidad como herramientas principales para identificar y calibrar los parámetros más relevantes en la

técnica NPE-SMT para la estimación de la potencia del ruido. Estos análisis permitieron ajustar los valores de η , α_p , α_d y $1/c$, logrando una reducción significativa del sesgo en la estimación de la potencia del ruido. Si bien el coeficiente de determinación ajustado (R_{ajustado}^2) es una métrica reconocida para evaluar la calidad del ajuste en modelos estadísticas, no se incluyó en este análisis debido a restricciones de tiempo. A pesar de esta omisión, la validez de los resultados se respalda mediante:

1. **La metodología aplicada:** El uso conjunto de análisis de correlación y sensibilidad permitió identificar tanto los parámetros clave como las interacciones significativas, asegurando que la calibración se basara en fundamentos sólidos.
2. **Consistencia en los resultados:** Los ajustes realizados demostraron un impacto positivo en las simulaciones, evidenciado por la mejora en la precisión de la estimación de σ^2 y la reducción del sesgo, lo cual refuerza la confiabilidad del modelo.
3. **Soporte en la literatura:** Las decisiones tomadas, como el uso de $\alpha_p = 0.2$ como punto de partida, están fundamentadas en referencias reconocidas, lo que agrega credibilidad al enfoque adoptado.

Aunque incluir métricas adicionales como R_{ajustado}^2 habría permitido evaluar de manera más completa la capacidad del modelo, estas podrían ser abordadas en estudios futuros para ampliar y complementar los hallazgos.

6.1.6. Métricas de evaluación

Tras la calibración de los parámetros clave del modelo, se realizó una evaluación exhaustiva del desempeño del estimador utilizando métricas estadísticas como la varianza, la media y el error cuadrático medio (MSE, por sus siglas en inglés *Mean Square Error*). Estas métricas permiten evaluar la estabilidad, precisión y capacidad del modelo para estimar la potencia del ruido. Los resultados se analizaron tanto para los ajustes individuales basados en correlación como para los ajustes combinados derivados del análisis de sensibilidad.

1. Media.

La media de potencia estimada del ruido se evaluó en relación con el valor esperado de $\sigma^2 = 1$ correspondiente a la varianza del ruido generada en el modelo de simulación. En la Figura 6.13 se muestra este comportamiento en función del número de muestras. El estimador sin ajuste (referencia), representado con la curva azul y marcadores “+”, presenta un sesgo positivo respecto al

valor esperado (1.0). Su media se mantiene alrededor de 1.043, con oscilaciones mínimas entre 1.041 y 1.045, lo que refleja una sobreestimación sistemática de aproximadamente 4.3 %.

El estimador ajustado con correlación (curva naranja con estrellas) reduce el sesgo, con medias entre 1.000 y 1.005, mostrando una desviación inferior al 0.5 %. De manera similar, el estimador calibrado con DoE (curva amarilla con círculos) mantiene valores prácticamente idénticos al esperado, entre 0.999 y 1.002, con un error relativo inferior al 0.2

La línea púrpura continua indica el valor esperado de la potencia del ruido (1.0) y permite constatar que la calibración con DoE es la estrategia más precisa, seguida por el ajuste por correlación, mientras que el estimador sin ajuste conserva un sesgo notablemente mayor.

En todos los casos, conforme se incrementa el número de muestras, a partir de aproximadamente 8000 muestras, las estimaciones mantienen un comportamiento consistente en torno a los valores observados en la figura para cada análisis. La comparación con el valor teórico confirma que un sesgo cercano al 1 % puede considerarse adecuado en este contexto, ya que se encuentra dentro de los márgenes comúnmente reportados en la literatura sobre estimación de parámetros [143], [144]. Esto respalda la validez del procedimiento de calibración aplicado.

2. Varianza.

La varianza se utilizó para medir la dispersión de las estimaciones respecto a la media. En la Figura 6.14, se observa cómo la varianza disminuye al aumentar el número de muestras:

- Esta tendencia indica la consistencia del estimador, ya que las fluctuaciones disminuyen significativamente con más datos disponibles.
- En ambos análisis (correlación y sensibilidad), es importante precisar que, aunque la varianza se aproxima a valores cada vez menores al incrementar el número de muestras, no es posible que llegue exactamente a cero un número finito de datos.

En conclusión, los resultados muestran que la varianza disminuye de manera consistente en ambos análisis, lo que confirma la capacidad del estimador para ofrecer resultados confiables a medida que se incrementa el número de muestras. Cabe señalar que estas simulaciones se realizaron bajo un escenario controlado

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

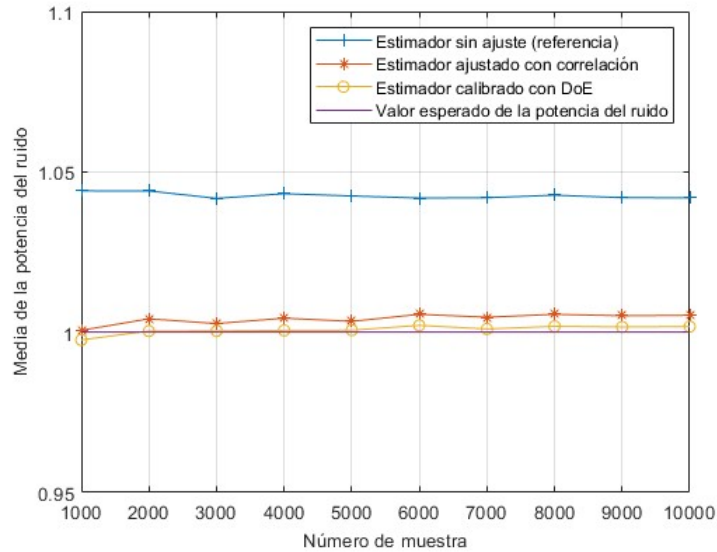


Figura 6.13: Valor medio de la estima en función del número de muestras

con incertidumbre de 0 dB, por lo que las conclusiones reportadas corresponden a este contexto.

3. Error Cuadrático Medio.

El MSE es una métrica clave para evaluar el desempeño de un estimador, ya que mide la diferencia promedio entre los valores estimados y el valor esperado de referencia. En la Figura 6.15, se presentan las curvas del MSE en función del número de muestras para los análisis de correlación y sensibilidad.

- Los resultados del análisis de correlación presentan una disminución progresiva del MSE conforme aumenta el número de muestras.
- Los valores derivados del análisis de sensibilidad muestran una reducción más acentuada. Esto confirma que la calibración de los parámetros al considerar interacciones mejora la capacidad del estimador para reducir el error promedio respecto al valor esperado.

En conjunto, ambas curvas muestran que el MSE disminuye de manera consistente al incrementarse el número de muestras, lo que valida la eficacia del procedimiento de calibración y respalda la aplicabilidad práctica del estimador en condiciones de mayor disponibilidad de datos.

6.1. IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN EL ANÁLISIS Y CALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO NPE-SMT

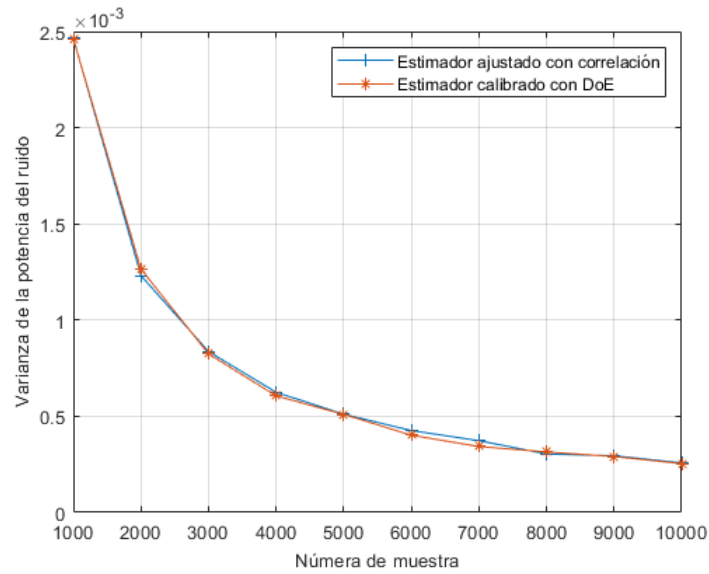


Figura 6.14: Varianza de la estima en función del número de muestras

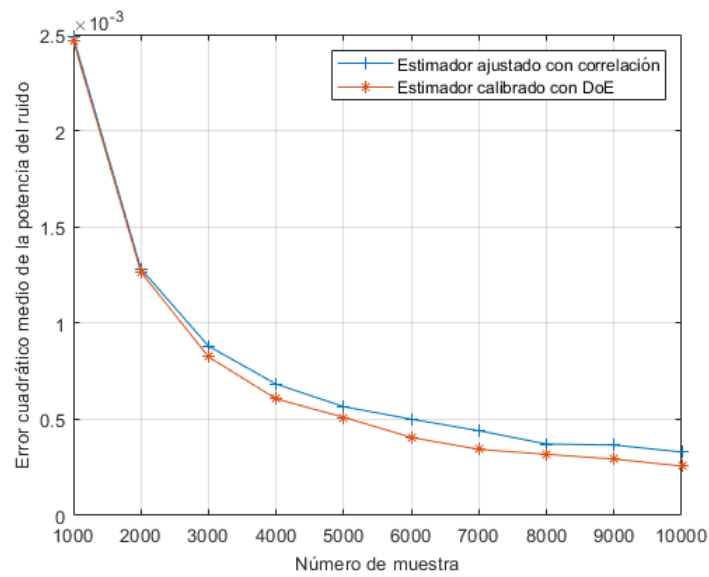


Figura 6.15: MSE de la estima en función del número de muestras

El análisis de las métricas de evaluación muestra que los ajustes realizados durante la calibración, tanto individuales como combinados, tuvieron un impacto positivo

en el desempeño del modelo. Las gráficas (Figuras 6.13, 6.14 y 6.15) ilustran cómo el análisis de sensibilidad permitió optimizar aún más los parámetros, reduciendo el sesgo, la varianza y el MSE en comparación con los ajustes iniciales basados en correlación. La caracterización del estimador y las métricas de evaluación confirman la efectividad de la calibración realizada. El comportamiento observado en la media, la varianza y el MSE valida la robustez y precisión del modelo, destacando su capacidad para adaptarse a diferentes escenarios y manejar grandes cantidades de datos. Estos resultados subrayan la importancia de integrar tanto el análisis de correlación como el de sensibilidad para optimizar el desempeño del estimador.

6.2. Descripción del modelo de evaluación

El escenario considerado en este trabajo para la evaluación del detector de energía (ED) que integra el algoritmo NPE-SMT se basa en el modelo presentado por [71]. En este escenario se considera la coexistencia de dos pares transmisor-receptor inalámbricos, los cuales serán denotados como usuario primario (UP) y usuario secundario (US). Como se ha discutido previamente, un UP es un sistema inalámbrico que posee derecho de uso de una determinada banda de frecuencias, mientras que un US es un sistema inalámbrico que busca acceder de manera temporal y no intrusiva a la banda de frecuencias perteneciente al UP. Una representación gráfica del escenario se muestra en la Figura 6.16.

Un aspecto importante a considerar con respecto al posicionamiento de los pares transmisor-receptor primario y secundario es que si el US se encuentra dentro de la zona de cobertura del UP y viceversa, es decir, el UP también está dentro de la zona de cobertura del US, cualquier transmisión simultánea entre los dos sistemas afectará en un determinado grado el desempeño general de los servicios ofrecidos por ambos. Bajo esta premisa, es de primordial importancia que el US tenga la capacidad de identificar la presencia de uno o varios UP activos, con el objetivo de identificar alguna otra banda de frecuencia potencial para establecer el enlace secundario.

En el sistema de la Figura 6.16 existen dos UPs, los cuales están identificados con UP1 y UP2. De igual forma, se indican con US_TX y US_RX al transmisor y receptor secundario, respectivamente. Los enlaces primarios están indicados de manera figurada en color azul, mientras que el enlace secundario está indicado en color rojo. Es este escenario hipotético, la operación del par transmisor-receptor secundario podría potencialmente interferir con el enlace del UP1, puesto que este es el único que se encuentra dentro de la zona de cobertura del transmisor secundario, representada por el círculo punteado de color rojo. De igual forma, la transmisión de datos entre US_TX y US_RX se vería comprometida de no asegurarse que no hay

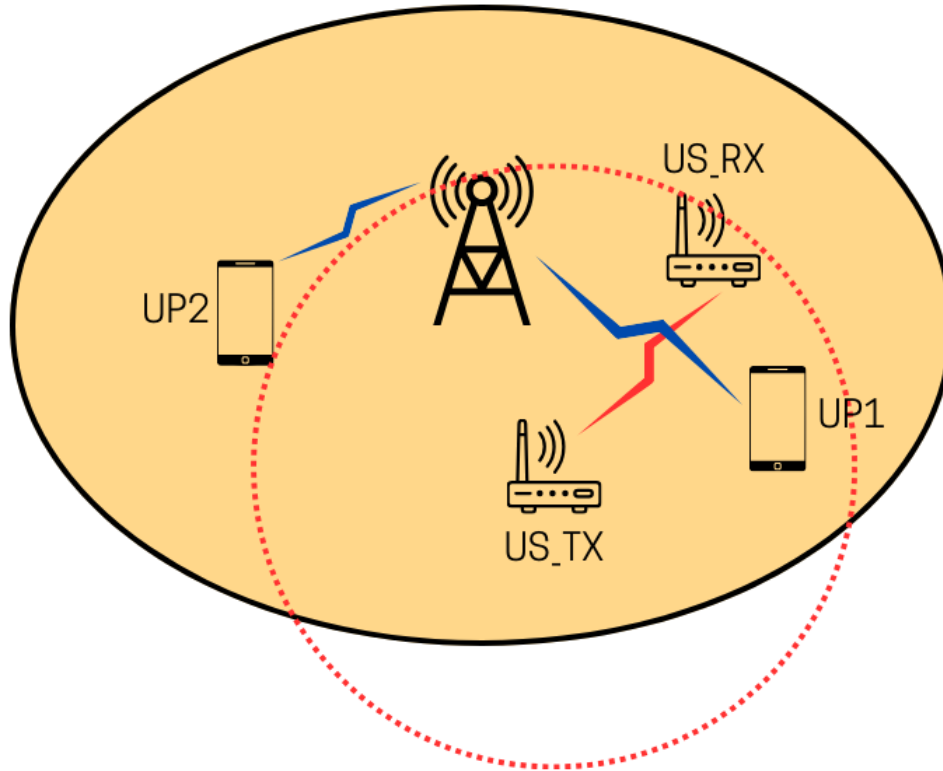


Figura 6.16: Escenario considerado para la evaluación del detector de energía

enlaces primarios activos dentro de su zona de cobertura, dado que todos los usuarios comparten la misma banda de frecuencias.

6.2.1. Representación de la señal primaria

Con respecto a la señal transmitida por el UP, se considera el modelo desarrollado por MathWorks(R) y presentado en [145], el cual corresponde a la definición del estándar LTE, configurando un ancho de banda de 1.4 MHz y 72 subportadoras, así como la potencia de transmisión regulada para mantener un nivel de 0 dB a la salida del transmisor primario. La Figura 6.17 presenta una muestra de la señal LTE generada a partir del modelo mencionado.

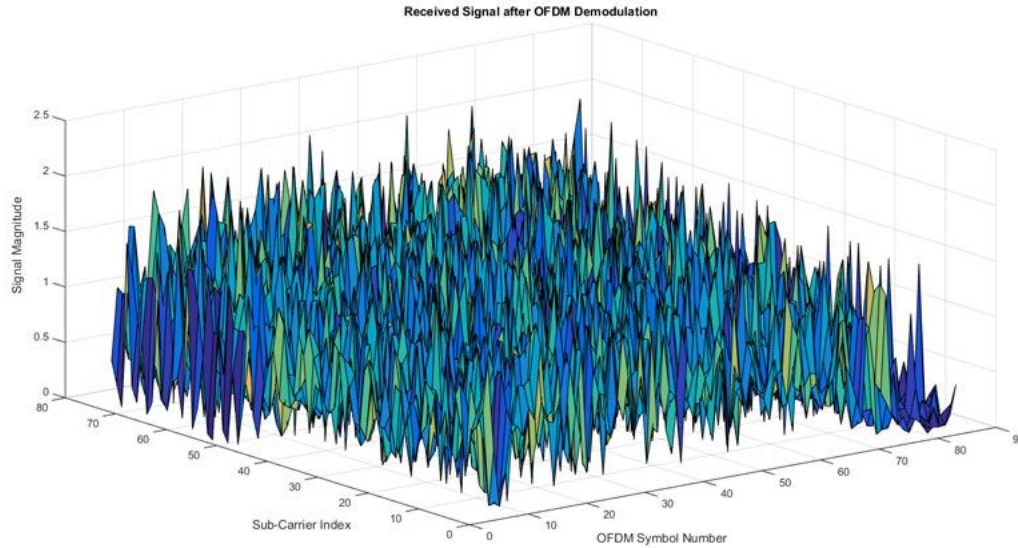


Figura 6.17: Magnitudes de las subportadores recibidas de una señal OFDM generada de acuerdo al estándar LTE. Recuperada de <https://www.mathworks.com/company/technical-articles/understanding-and-demodulating-lte-signals.html>

6.2.2. Modelo de canal radio

Con el objetivo de determinar la capacidad del ED para identificar la presencia de un transmisor primario activo, es necesario considerar un modelo de canal que incorpore los distintos mecanismos de propagación a los que se enfrentará el US durante el proceso de detección de espectro. De esta manera, es posible cuantificar el desempeño del DE en condiciones de incertidumbre de ruido y bajo distintos niveles de SNR.

Sea $s(t)$ la señal transmitida por el UP, entonces la señal recibida por el receptor secundario, denotada por $y(t)$ estará definida por:

$$y(t) = h(t)s(t) + \eta(t) \quad (6.4)$$

El término $h(t)$ de la Ecuación 6.4 hace referencia al factor de atenuación provocado por la propagación de la señal a través del medio inalámbrico. Existe una gran diversidad de modelos de canal radio publicados en la literatura, por ejemplo los que se discuten en [146]. Para efectos del presente trabajo, se considera el factor de atenuación provocado por los desvanecimientos a gran escala, debidos principalmente a

las pérdidas por trayectoria. Con respecto al término $\eta(n)$ describe la componente de ruido presente en todos los sistemas de comunicaciones, cuyas amplitudes se modelan como una variable aleatoria con distribución Gaussiana, de media $\mu = 0$ y varianza nominal $\sigma^2 = 1$.

La variable que representa el ruido en cada intervalo de detección incorpora el modelo de incertidumbre de ruido presentado en el Capítulo 3. Para evaluar el desempeño del detector, se consideraron dos casos (1) sin incertidumbre (NU = 0 dB) y (2) con incertidumbre (NU = 2 dB). Este valor fue elegido en función del rango común reportado en la literatura, donde el factor de incertidumbre varía típicamente entre 1 y 2 dB [147] [71]. Este rango de valores está respaldado por la literatura especializada: se han propuesto factores multiplicativos $(1 + \rho)$ o β en dB para modelar la incertidumbre de ruido [148], con límites prácticos que típicamente no superan los 2 dB.

6.2.3. Métricas de evaluación

Las métricas de evaluación que se utilizaron para el ED son las siguientes:

- $P_{FA,E} - P_{FA,O}$ Estas curvas comparan la P_{FA} que se obtiene a partir de la operación del ED mediante la aproximación de la probabilidad por la Regla de Laplace, denotada por $P_{FA,O}$ y la P_{FA} que se considera para la determinación del umbral de decisión de acuerdo con la Ecuación (2.12), representada por $P_{FA,E}$.
- Características operativas del receptor (ROC, por sus siglas en inglés *Receiver Operating Characteristics*). Las curvas ROC representan la P_D que se obtiene durante la operación del ED en función de la $P_{FA,E}$. Estas curvas representan el comportamiento del ED para cada nivel de SNR.
- Tasa total de errores. Estas curvas describen el comportamiento de la suma ponderada de la P_{FA} más la P_{MD} para diferentes valores de SNR.

6.3. Desempeño del ED con umbral adaptativo utilizando el NPE-STM con parámetros calibrados

En esta sección se presenta una caracterización del desempeño del detector de energía utilizando la calibración obtenida a partir de los análisis de correlación y

sensibilidad. La integración de los parámetros calibrados en el ED permitió mejorar su capacidad de detección bajo condiciones de incertidumbre de ruido y niveles bajos de SNR, aspectos críticos en aplicaciones como la detección de espectro en sistemas electrónicos.

Una vez que se definió y caracterizó el estimador, se integró en un detector de energía con umbral adaptivo. El objetivo principal consiste en evaluar el impacto del ajuste adaptivo del umbral de decisión, calculado a partir de la estimación de la potencia del ruido, sobre el desempeño del detector. Con ello se busca determinar si esta estrategia permite mejoras en la probabilidad de detección cuando el detector de energía opera en condiciones de incertidumbre de ruido.

En este contexto, el término ED en la frecuencia se refiere a la implementación de la detección de energía en el dominio de la frecuencia, es decir, sobre las subportadoras obtenidas después de la FFT. Este enfoque es consistente con el modelo LTE utilizado en las simulaciones. Si bien en la literatura también se reportan implementaciones de ED en el dominio temporal (directamente sobre muestras de tiempo) y en el dominio espacial (empleando múltiples antenas), en este trabajo únicamente se analiza la versión en frecuencia.

En las Tablas 6.6 y 6.7 se presentan los resultados obtenidos para un caso de $SNR = -16dB$ con $N = 10000$ muestras. Las columnas (0.01, 0.1, ..., 0.99) corresponden a los niveles de probabilidad de falsa alarma (P_{fa}) establecidos para caracterizar la curva ROC del detector, mientras que los valores en cada celda indican la probabilidad de detección (P_d) alcanzada por el detector al operar bajo ese nivel de P_{fa} . La Tabla 6.6 reporta los resultados con parámetros ajustados a partir del estudio de correlación, mientras que la Tabla 6.7 corresponde a los parámetros ajustados con el estudio de sensibilidad.

La comparación entre ambas tablas permite observar diferencias relevantes según el método de calibración de parámetros. Con el ajuste obtenido a partir del estudio de correlación (Tabla 6.6), el detector con umbral adaptivo logra un $P_d = 0.46$ para un $P_{fa} = 0.1$, mientras que con el ajuste de sensibilidad (Tabla 6.7) se alcanza un $P_d = 0.65$ con la misma condición, lo que representa un incremento claro en la capacidad de detección.

En la práctica, alcanzar una probabilidad de detección P_d cercana a 0.65 con una probabilidad de falsa alarma del 10% puede considerarse válido con lo reportado en la literatura para sistemas actuales de detección de espectro bajo condiciones de SNR muy bajos (-16 dB) e incertidumbre de ruido [100], [87].

Tabla 6.6: Resultados con parámetros ajustados con resultados del estudio de correlación

SNR = -16, N = 10,000	0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	0.99
ED en la frecuencia, umbral adaptivo	0.1564	0.4674	0.6320	0.7326	0.8120	0.8678	0.9124	0.9452	0.9734	0.9878	0.9992
ED en la frecuencia, umbral fijo	0.6076	0.6210	0.6256	0.6302	0.6358	0.6398	0.6434	0.6480	0.6524	0.6588	0.6748

Tabla 6.7: Resultados con parámetros ajustados con resultados del estudio de sensibilidad

SNR = -16, N = 10,000	0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	0.99
ED en la frecuencia, umbral adaptivo	0.2948	0.6574	0.7848	0.8706	0.9128	0.9454	0.9694	0.9826	0.9914	0.9984	1
ED en la frecuencia, umbral fijo	0.6006	0.6186	0.6236	0.6304	0.6336	0.6370	0.642	0.6456	0.6508	0.659	0.6778

Evaluación Comparativa de la Probabilidad de Falsa Alarma P_{FA}

La Figura 6.18 presenta la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}) obtenida en función del valor esperado, considerando dos configuraciones de parámetros. La primera corresponde al detector de energía ajustado mediante el análisis de correlación, mientras que la segunda representa al detector de energía calibrado con DoE. En ambos casos se evaluó el desempeño bajo dos niveles de incertidumbre de ruido, 0 dB y 2 dB.

La comparación muestra que, para valores bajos de P_{FA} , el ED calibrado presenta una correspondencia más cercana con la probabilidad de falsa alarma esperada, manteniendo la linealidad respecto a la diagonal ideal. En contraste, el ED ajustado muestra una desviación más marcada en presencia de $NU = 2dB$, lo que se traduce a una subestimación de la probabilidad de falsa alarma obtenida respecto al valor esperado. Conforme P_{FA} se aproxima a 1, ambas configuraciones convergen, aunque el ED calibrado conserva una mayor exactitud frente al valor de referencia.

Estos resultados destacan la capacidad del ED calibrado para operar en un esquema de tasa constante de falsas alarmas (CFAR), incluso en escenarios adversos.

Curvas Características de Operación del Receptor (ROC)

En la Figura 6.19, se presentan las curvas ROC que comparan la probabilidad de detección (P_D) y la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}) para el ED en dos configuraciones: ajustado mediante el análisis de correlación y calibrado con DoE. En ambos casos, el desempeño se evaluó bajo condiciones de incertidumbre de ruido de 0 dB y 2 dB.

Los resultados muestran que, con parámetros ajustados por correlación, la P_D aumenta conforme lo hace P_{FA} , aunque menos robusta ante fluctuaciones de ruido.

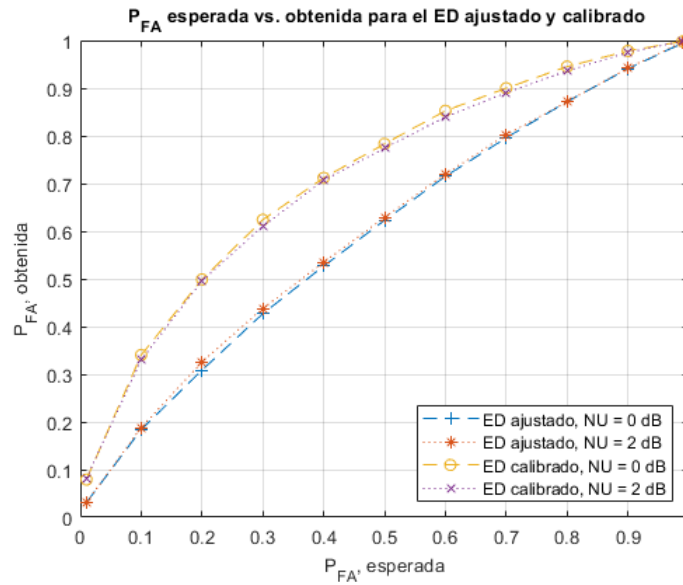


Figura 6.18: Curvas P_{FA} - P_{FA}

En contraste, el ED calibrado con DoE denota una mejora significativa en la P_D , especialmente en condiciones de $NU > 0$, gracias a la adaptación del umbral de detección.

Este comportamiento confirma que la calibración mediante DoE permite un ajuste más fino de los parámetros operacionales, mejorando el desempeño global del ED.

Probabilidad de Error Total (P_e)

La Figura 6.20 muestra la probabilidad de error total (P_e) en función del factor de incertidumbre de ruido para el caso de $SNR = -16$ dB. Esta métrica se define como la probabilidad global de tomar de decisiones incorrectas, integrando tanto la probabilidad de falsa alarma P_{fa} como la probabilidad de no detección ($1 - P_d$):

$$P_e = P(H_0) \cdot P_{fa} + P(H_1) \cdot (1 - P_d) \quad (6.5)$$

donde $P(H_0)$ y $P(H_1)$ representan las probabilidades de ocurrencia de las hipótesis nula y alternativa, respectivamente.

Los resultados muestran que el ED sin ajustar mantiene valores de P_e en un rango de 0.40 a 0.48, con un incremento notorio conforme la incertidumbre de ruido crece hasta 2 dB. El ED ajustado representa un mejor desempeño, con valores estables

6.3. DESEMPEÑO DEL ED CON UMBRAL ADAPTATIVO UTILIZANDO EL NPE-STM CON PARÁMETROS CALIBRADOS

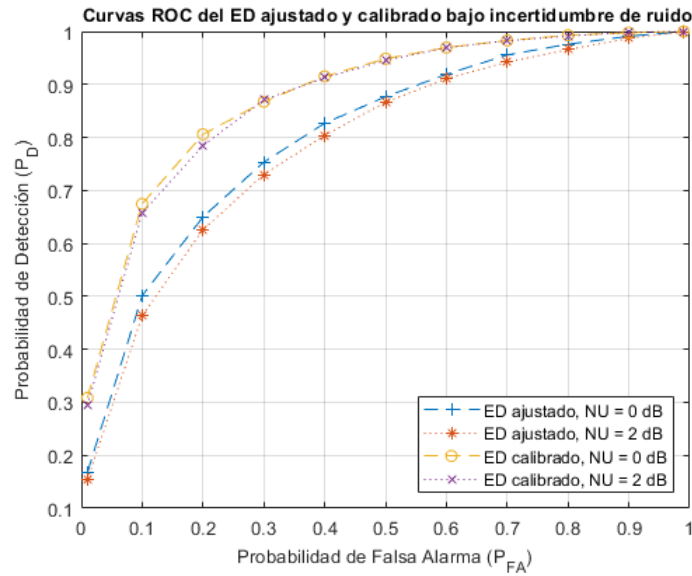


Figura 6.19: Curvas ROC

entre 0.33–0.36, mientras que el ED calibrado ofrece una menor probabilidad de error, con valores alrededor de 0.30-0.32, prácticamente constantes durante todo el rango de incertidumbre analizado.

La curva obtenida en la literatura [149] se sitúa por encima de los detectores propuestos, alcanzando valores entre 0.45 y 0.52.

Este comportamiento indica que, incluso en ausencia de incertidumbre ($NU=0$), el detector conserva una probabilidad de error aproximada del 30%. Aunque este valor puede parecer elevado, es consistente con el régimen de $SNR=16$ dB, donde la limitación teórica conocida como SNR wall impide simultáneamente alcanzar altas probabilidades de detección y bajas tasas de falsas alarmas.

Asimismo, los resultados resaltan que, sin la calibración del estimador de potencia de ruido, el umbral adaptivo resultaría sesgado, lo que incrementaría el número de falsas alarmas o reduciría la probabilidad de detección, elevando de forma significativa la P_e y perdiéndose el comportamiento cercano a CFAR observado en los métodos calibrados.

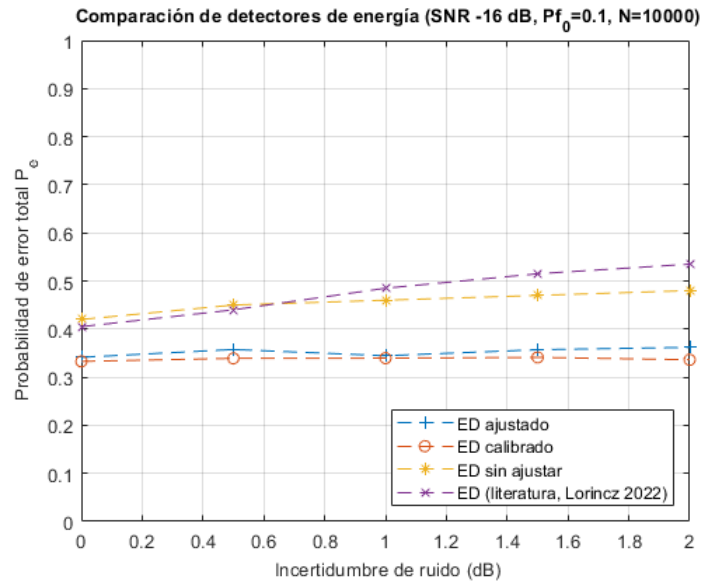


Figura 6.20: Curvas de error total

6.3.1. Consideraciones finales sobre el desempeño y la metodología aplicada

En lo que respecta al desempeño de la técnica para la estimación del ruido, se destaca una mejora significativa al ajustar los valores de las variables identificadas como críticas. Este ajuste condujo a una reducción notable del sesgo en la estimación, resaltando la efectividad de la metodología propuesta. Una ventaja sobresaliente de la técnica analizada es su capacidad para estimar en entornos de bajo SNR, característica que fue confirmada a través de los resultados presentados. De manera particular, se observó que el desempeño de la técnica es más destacado en escenarios de SNR bajo que en condiciones de SNR moderado o alto, lo que la posiciona como una opción sumamente atractiva para su implementación en detectores de energía destinados a la detección de espectro, incluso en entornos con alta incertidumbre. El empleo de la técnica en el detector de energía no solo mantiene una probabilidad de detección constante bajo condiciones de incertidumbre, sino que también contribuye a una reducción significativa en la probabilidad de error total (P_e). Este resultado refuerza la robustez del sistema, al garantizar que las fluctuaciones en el ruido no afecten de manera significativa el desempeño del detector. Además, los resultados confirman que el desempeño del estimador en condiciones de SNR bajo se sitúa dentro del rango promedio reportado en la literatura especializada, destacando su

capacidad para operar de manera eficiente en condiciones adversas. La metodología propuesta para calibrar los parámetros clave del estimador integró mejoras individuales y combinadas que optimizaron su desempeño. La etapa inicial, basada en análisis de correlación, permitió identificar parámetros críticos como η , α_p , α_d y $1/c$, así como sus rangos óptimos para minimizar el sesgo en las estimaciones. Posteriormente, el análisis de sensibilidad complementó este enfoque al capturar interacciones entre los parámetros, optimizando el desempeño del detector bajo condiciones reales de operación. Esta estrategia combinada se justifica por tres aspectos fundamentales: una mejora progresiva derivada de la identificación y refinamiento de parámetros, una mayor robustez al reducir el P_e y equilibrar el P_D y P_{FA} en condiciones adversas, y una adaptabilidad que permitió que el detector de energía mantuviera un buen desempeño incluso en escenarios de SNR bajos. En conclusión, la evaluación del desempeño del detector de energía confirma que la estrategia de calibración basada en análisis de correlación y sensibilidad es una herramienta efectiva para optimizar su funcionamiento. Los resultados muestran mejoras significativas en métricas clave como P_D , P_{FA} y P_e , posicionando esta metodología como una solución robusta para la detección de espectro en sistemas electrónicos. La combinación de ambos enfoques garantiza una calibración completa, maximizando la capacidad del detector en escenarios prácticos y desafiantes, y destacando la relevancia de esta propuesta en aplicaciones del mundo real.

Capítulo 7

Conclusiones y trabajo futuro

La evolución de las tecnologías de comunicación inalámbrica ha transformado radicalmente la manera en que las sociedades interactúan, acceden a la información y gestionan sus recursos. En este contexto, la sexta generación de sistemas de comunicación inalámbrica (6G) plantea nuevos desafíos, siendo la disponibilidad limitada del espectro radioeléctrico uno de los más críticos. La compartición del espectro surge como una estrategia clave para aprovechar el uso de este recurso finito y mejorar la coexistencia de múltiples usuarios y tecnologías. En este trabajo se propuso un enfoque metodológico para la optimización de la estimación de la potencia del ruido, elemento fundamental en la detección de espectro mediante el detector de energía. Se implementaron y evaluaron los resultados de aplicar esta metodología, lo que permitió reducir significativamente los errores de estimación y mejorar la eficiencia del detector de energía bajo condiciones de incertidumbre. Los resultados obtenidos confirman la relevancia de esta metodología en la mejora del desempeño del DE, presentando dicha metodología como una solución robusta para aplicaciones de sistemas electrónicos avanzados.

7.1. Síntesis de los hallazgos principales

El presente trabajo de investigación abordó el problema de la estimación de la potencia del ruido en el detector de energía bajo condiciones de incertidumbre. Se identificó que los errores en la estimación del ruido afectan significativamente el desempeño del ED para tomar decisiones correctas sobre la ocupación del espectro en entornos con incertidumbre de ruido, lo que puede derivar en una mayor tasa de falsas alarmas, impactando la eficiencia de la compartición del espectro y la calidad del servicio en redes inalámbricas emergentes.

Para mitigar este problema, se propuso un marco metodológico estructurado que permite el análisis, ajuste y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido. Este marco metodológico comprende varias etapas fundamentales: (1) Identificación y caracterización de parámetros operacionales, (2) Análisis de correlación entre variables clave, (3) Análisis de sensibilidad para evaluar el impacto de cada parámetro, (4) Calibración de parámetros basada en técnicas de diseño de experimentos y (5) Evaluación del desempeño del estimador ajustado. A través de esta metodología, se logró una configuración óptima de parámetros que minimiza el error en la estimación del ruido, mejorando así la capacidad de decisión del detector de energía.

Los resultados obtenidos demostraron que la implementación del marco metodológico permite reducir significativamente el error de estimación en comparación con configuraciones predeterminadas o basadas en valores empíricos. En particular, la técnica de estimación basada en el seguimiento de los mínimos espectrales (NPE-SMT) fue analizada y optimizada, evidenciando mejoras sustanciales en escenarios de incertidumbre de ruido. La calibración de parámetros a través del diseño de experimentos permitió seleccionar configuraciones que maximizan el desempeño del estimador, reduciendo el impacto de variaciones en las condiciones del canal y mejorando el desempeño del detector de energía frente a la incertidumbre del ruido.

Además, se comprobó que la aplicación de este enfoque en la optimización de la estimación de ruido mejora el desempeño del detector de energía en escenarios de incertidumbre, al permitir una detección más precisa de la ocupación del espectro.

Uno de los hallazgos más relevantes de esta investigación es que, si bien existe una gran variedad de técnicas de estimación de la potencia del ruido desarrolladas en la literatura, la mayoría de estos estimadores han sido diseñados para contextos específicos, considerando características particulares del entorno o de la aplicación en la que serán implementados. Como consecuencia, su rendimiento tiende a degradarse significativamente cuando se utilizan en condiciones distintas a las inicialmente consideradas.

Esta limitación evidencia la ausencia de un estimador universalmente aplicable que mantenga un desempeño óptimo en distintos escenarios. Sin embargo, los resultados obtenidos en este trabajo sugieren que, mediante un ajuste adecuado de los parámetros operacionales, es posible incrementar la generalidad y adaptabilidad de un estimador existente, extendiendo su aplicabilidad a un espectro más amplio de entornos y requisitos funcionales.

En este sentido, la metodología propuesta para el análisis y calibración de parámetros no solo permite mejorar el desempeño del estimador bajo un conjunto específico de condiciones, sino que abre la posibilidad de construir estimadores más flexibles y robustos, capaces de adaptarse a distintas aplicaciones sin necesidad de rediseñar

completamente la técnica. Esto representa una estrategia práctica y eficiente para enfrentar la diversidad de escenarios en sistemas modernos de comunicación inalámbrica y detección de espectro.

En conclusión, los hallazgos de esta investigación validan la hipótesis de que la calibración óptima de los parámetros operacionales de un estimador de la potencia del ruido, basada en un análisis estructurado, permite minimizar errores en la estimación y mejorar el desempeño del detector de energía. Estos resultados ofrecen una base sólida para futuras investigaciones y desarrollos en el área, estableciendo un camino hacia sistemas de detección más eficientes y adaptativos en la era de las comunicaciones inalámbricas avanzadas.

7.2. Limitaciones del estudio

A pesar de los resultados obtenidos y de la contribución metodológica presentada en esta investigación, es importante reconocer ciertas limitaciones que pueden influir en la aplicabilidad y generalización de los hallazgos. Estas limitaciones sirven como base para futuras mejoras en el estudio de la estimación de la potencia del ruido en el detector de energía.

1. Dependencia del modelo de ruido

La metodología propuesta para la calibración y optimización de la estimación de la potencia del ruido se basa en modelo gaussiano y en supuestos sobre su comportamiento estadístico. Sin embargo, en escenarios reales pueden presentarse variaciones más complejas, como ruido impulsivo, de banda estrecha o no correlacionado, cuya consideración excede el alcance de este estudio. La capacidad de la estrategia adaptativa para manejar estos escenarios no fue explorada en profundidad.

2. Limitaciones en la evaluación experimental

Aunque los resultados fueron validados mediante simulaciones y pruebas experimentales en entornos controlados, no se realizaron pruebas en implementaciones reales en hardware o en redes de telecomunicaciones operando. Implementar los resultados en escenarios reales podría dejar abiertos otros problemas como el impacto en el hardware no ideal, el tiempo de respuesta del sistema y la estabilidad de los parámetros en condiciones dinámicas.

3. Aplicación en redes complejas

La propuesta metodológica fue aplicada en el contexto de detección de energía

para la compartición de espectro en un entorno específico. Sin embargo, su desempeño en escenarios más complejos, como redes ultra densas 6G o sistemas de radio cognitiva multiusuario, no fue evaluado en profundidad. La escalabilidad del enfoque en sistemas con un alto número de nodos y múltiples interferencias sigue siendo un área de estudio.

4. Optimización de parámetros en tiempo real

La estrategia adaptativa propuesta permite la calibración de parámetros operacionales mediante el análisis de sensibilidad. Sin embargo, estos análisis requieren una cantidad considerable de datos previos y no se evaluó completamente su capacidad de ajuste en tiempo real. La posibilidad de adaptar los parámetros dinámicamente en función del entorno espectral sigue siendo una tarea pendiente para futuras investigaciones.

5. Consideraciones regulatorias y de implementación

Si bien la propuesta contribuye a mejorar la detección de espectro, su adopción práctica depende de los marcos regulatorios nacionales y de la manera en que cada país adopte o adapte las recomendaciones internacionales (por ejemplo, de la UIT). Estos factores regulatorios, junto con los requisitos de compatibilidad con estándares de telecomunicaciones, pueden influir en la viabilidad práctica de la metodología.

6. Ausencia de técnicas de aprendizaje automático

La metodología desarrollada se basó en enfoques clásicos de diseño de experimentos y análisis de sensibilidad, los cuales demostraron ser efectivos para la optimización de estimadores de ruido. No obstante, la literatura reciente sugiere que el uso de técnicas de aprendizaje automático podría aportar ventajas en entornos altamente dinámicos, al permitir mayor adaptabilidad del estimador. Explorar esta línea constituye una perspectiva de trabajo futuro, más que una limitación directa del presente estudio.

7.3. Trabajo futuro

Con base en las conclusiones y limitaciones mencionadas, se sugieren las siguientes líneas de investigación futuras.

- **Aplicación del marco metodológico a otras técnicas de estimación de la potencia del ruido:** Evaluar la utilidad del marco propuesto al aplicarlo en diferentes técnicas, como estimadores basados en máxima verosimilitud,

mínima varianza o sustracción espectral, con el fin de validar su flexibilidad, identificar patrones comunes en los parámetros de mayor impacto y ampliar su campo de aplicación.

- **Validación experimental:** Implementación del modelo en hardware o en un entorno de prueba con equipos de radio definidos por software (SDR) para analizar el desempeño en tiempo real.
- **Exploración de técnicas de aprendizaje automático:** Extender el enfoque hacia el desarrollo de algoritmos adaptivos que, mediante inteligencia artificial, ajusten dinámicamente los parámetros de estimación de ruido en función de patrones observados en el espectro.
- **Optimización de la eficiencia computacional:** Evaluación del costo computacional del modelo propuesto y desarrollo de estrategias para reducir la carga de procesamiento sin afectar la precisión de la estimación.
- **Exploración de nuevas aplicaciones:** Aplicación del enfoque desarrollado en otros sistemas de comunicaciones, como redes vehiculares o sistemas IoT, donde la detección de espectro es un factor clave.

Los resultados obtenidos en este trabajo sientan las bases futuras para investigaciones en la optimización de estimadores de ruido, contribuyendo al avance de las tecnologías de detección de espectro y al desarrollo de redes de comunicaciones más eficientes y adaptivas.

7.4. Aportaciones académicas

Los resultados obtenidos en esta investigación han generado contribuciones en el ámbito académico y profesional, reflejando la relevancia y aplicabilidad del trabajo realizado.

1. Participación en IEEE ComSoc Industry Students Panel

- Los hallazgos de esta investigación fueron presentados en el panel organizado por la IEEE Communications Society (ComSoc), en un evento dirigido a estudiantes e investigadores en la industria de las telecomunicaciones.

- Esta participación permitió la difusión de los hallazgos en un foro internacional, estableciendo vínculos con la comunidad científica y expertos del área.

2. Desarrollo de dos proyectos de investigación en la convocatoria interna

- Como parte del impacto de esta tesis, se trabajó en dos proyectos de investigación adicionales dentro de la institución: *Seguimiento de mínimos espectrales para la estimación de la potencia del ruido aplicado a la detección de energía* y *Propuesta metodológica de análisis de las características de calidad de un estimador de la potencia del ruido*, explorando aplicaciones más amplias de la optimización de los estimadores en sistemas de comunicación.
- Estos proyectos contribuyeron al fortalecimiento del conocimiento en estimadores de la potencia del ruido y su optimización.

3. Asesoría de estudiantes y formación académica

- Se asesoró a un estudiante en la preparación de una ponencia enfocada en el posible uso de la radio cognitiva en redes eléctricas inteligentes. Esta ponencia fue presentada en la Reunión Internacional de Otoño de Comunicaciones, Computación, Electrónica, Automatización y Robótica (ROCC 2021).
- Durante el programa Delfín, se trabajó con un estudiante de la Universidad Autónoma de Sinaloa, proporcionando orientación en el desarrollo de un proyecto relacionado con técnicas para medir la incertidumbre en estimaciones de señales.

4. Publicación de un artículo en una revista indexada JCR

Como resultado del trabajo realizado en esta investigación, se logró la publicación del artículo titulado *Spectral minima tracking for improving the energy detection under noise power uncertainty* en la revista Alexandria Engineering Journal.

- Alexandria Engineering Journal (AEJ) es una revista científica de alto impacto indexada en Journal Citation Reports (JCR), con una clasificación en Scopus Q1/Q2 en diversas áreas de la ingeniería.

- La publicación valida la contribución científica del estudio y su relevancia dentro de la comunidad académica en telecomunicaciones y detección de espectro.
- Esta investigación ofrece un enfoque innovador basado en el seguimiento de mínimos espectrales, lo que puede ser aplicado en el desarrollo de redes inalámbricas más eficientes, con impacto en tecnologías emergentes como 6G y comunicaciones inteligentes.

7.5. Impacto en la investigación

Los hallazgos de esta investigación tienen implicaciones significativas tanto en el ámbito académico como en aplicaciones prácticas en sistemas de comunicaciones inalámbricas. Desde el punto de vista académico, esta tesis aporta un marco metodológico sistemático para el análisis y mejora de técnicas de estimación de la potencia del ruido, proporcionando una herramienta estructurada para la evaluación de estimadores en diversos contextos operacionales. La propuesta metodológica no solo contribuye a una mejor comprensión de los factores que afectan el desempeño de los estimadores de ruido, sino que también ofrece una base para el desarrollo de nuevas estrategias de optimización mediante el uso de técnicas de diseño de experimentos y análisis de sensibilidad.

Este trabajo también enriquece la literatura existente sobre detección de espectro, compartición del espectro y algoritmos de estimación de ruido, proporcionando evidencia cuantitativa sobre el impacto que tienen los parámetros operacionales en la precisión de los detectores de energía. La investigación demuestra que la optimización basada en un enfoque sistemático permite reducir significativamente los errores de estimación, abriendo la posibilidad de aplicar metodologías similares en otros contextos dentro del procesamiento de señales y las telecomunicaciones. Además, algunos trabajos recientes muestran que la integración de inteligencia artificial y aprendizaje automático puede potenciar la adaptabilidad de los estimadores de ruido en entornos altamente dinámicos [150], [151], lo que constituye una línea futura de investigación más que una contribución directa de este trabajo.

En el ámbito práctico, los resultados obtenidos tienen aplicaciones directas en el diseño e implementación de redes 6G y sistemas de radio cognitiva, donde la gestión eficiente del espectro es un desafío clave. La mejora en la estimación del ruido no solo permite una detección más precisa de las bandas de frecuencia disponibles, sino que también contribuye a la reducción de interferencias y al aumento de la confiabilidad en la compartición del espectro. Esto es especialmente relevante en escenarios con

alta densidad de dispositivos inalámbricos, como entornos urbanos con múltiples usuarios y redes superpuestas, donde una mala estimación del ruido podría degradar el desempeño de la red.

Además, el enfoque propuesto en esta investigación puede ser adoptado por fabricantes de equipos de telecomunicaciones y operadores de redes para optimizar la calibración de detectores de energía en dispositivos comerciales. La aplicación de este marco metodológico podría permitir ajustes dinámicos en tiempo real para maximizar el rendimiento de los sistemas de detección, mejorando así la eficiencia espectral sin necesidad de grandes modificaciones en la infraestructura existente.

En conclusión, esta investigación amplía el conocimiento teórico en el campo de la estimación de ruido y la detección de espectro, al mismo tiempo que proporciona un marco metodológico para reducir el error de estimación y mejorar el desempeño del detector de energía bajo condiciones de incertidumbre.

Bibliografía

- [1] Y. Masuda, *The information society as post-industrial society*. World Future Society, 1980.
- [2] R. Balderas, “¿Sociedad de la información o sociedad del conocimiento?” Español, *El Cotidiano*, 2009, ISSN: 0186-1840. dirección: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=32512741011>.
- [3] K. B. Letaief, W. Chen, Y. Shi, J. Zhang e Y.-J. A. Zhang, “The Roadmap to 6G: AI Empowered Wireless Networks,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, n.º 8, págs. 84-90, 2019. DOI: 10.1109/MCOM.2019.1900271.
- [4] V. C. Farias da Costa, L. Oliveira y J. de Souza, “Internet of Everything (IoE) Taxonomies: A Survey and a Novel Knowledge-Based Taxonomy,” *Sensors*, vol. 21, n.º 2, 2021, ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s21020568. dirección: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/2/568>.
- [5] *5G is here*, <https://www.verizon.com/about/news/5g-here>, Accessed: 2023-09-15.
- [6] J. McCann, M. Moore y D. Lumb, “5G: everything you need to know,” *Techradar*, 2019.
- [7] Z. Zhang, Y. Xiao, Z. Ma et al., “6G Wireless Networks: Vision, Requirements, Architecture, and Key Technologies,” *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 14, n.º 3, págs. 28-41, 2019. DOI: 10.1109/MVT.2019.2921208.
- [8] OECD, “Digital transformation in the age of COVID-19: Building resilience and bridging divides,” *Digital Economy Outlook 2020 Supplement*, 2020. dirección: www.oecd.org/digital/digital-economy-outlook-covid.pdf.
- [9] H. T. Future Network Team, “Internet 2030 Towards a New Internet for the Year 2030 and Beyond,” International Telecommunication Union, inf. téc., 2018.

-
- [10] M. Alsabah, M. A. Naser, B. M. Mahmmud et al., “6G Wireless Communications Networks: A Comprehensive Survey,” *IEEE Access*, vol. 9, págs. 148 191-148 243, 2021. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3124812.
- [11] M. Giordani, M. Polese, M. Mezzavilla, S. Rangan y M. Zorzi, “Toward 6G Networks: Use Cases and Technologies,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, n.º 3, págs. 55-61, 2020. DOI: 10.1109/MCOM.001.1900411.
- [12] W. Saad, M. Bennis y M. Chen, “A Vision of 6G Wireless Systems: Applications, Trends, Technologies, and Open Research Problems,” *IEEE Network*, vol. 34, n.º 3, págs. 134-142, 2020. DOI: 10.1109/MNET.001.1900287.
- [13] S. Dang, O. Amin, B. Shihada y M.-S. Alouini, “What should 6G be?” *Nature Electronics*, vol. 3, n.º 1, págs. 20-29, 2020.
- [14] F. Qamar, M. U. Siddiqui, M. N. Hindia, R. Hassan y Q. N. Nguyen, “Issues, Challenges, and Research Trends in Spectrum Management: A Comprehensive Overview and New Vision for Designing 6G Networks,” vol. 9, n.º 9, 2020. DOI: 10.3390/electronics9091416.
- [15] J.-M. Chaduc, G. Pogorel y P.-N. Favennec, *The Radio Spectrum: Managing a Strategic Resource*. Wiley, 2008.
- [16] F. Khozeimeh y S. Haykin, “Dynamic spectrum management for cognitive radio: an overview,” *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 9, n.º 1, págs. 1447-1459, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1002/wcm.732>.
- [17] I. T. Union, “Nomenclature of the frequency and wavelength bands used in telecommunications,” International Telecommunications Union, inf. téc., 1988. dirección: <https://handle.itu.int/11.1002/1000/172>.
- [18] A. U. Khan, G. Abbas, Z. H. Abbas, M. Waqas y A. K. Hassan, “Spectrum utilization efficiency in the cognitive radio enabled 5G-based IoT,” *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 164, pág. 102 686, 2020, ISSN: 1084-8045. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2020.102686>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1084804520301600>.
- [19] F. Benedetto, L. Mastroeni y G. Quaresima, “Auction-based Theory for Dynamic Spectrum Access: a Review,” en *2021 44th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, 2021, págs. 146-151. DOI: 10.1109/TSP52935.2021.9522600.

-
- [20] W. K. Alsaedi, H. Ahmadi, Z. Khan y D. Grace, "Spectrum Options and Allocations for 6G: A Regulatory and Standardization Review," *IEEE Open Journal of the Communications Society*, vol. 4, págs. 1787-1812, 2023. DOI: 10.1109/OJCOMS.2023.3301630.
- [21] P. Anker, "From spectrum management to spectrum governance," *Telecommunications Policy*, vol. 41, n.º 5, págs. 486-497, 2017, Optimising Spectrum Use, ISSN: 0308-5961. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2017.01.010>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0308596117300393>.
- [22] Q. Zhao y B. M. Sadler, "A Survey of Dynamic Spectrum Access," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 24, n.º 3, págs. 79-89, 2007. DOI: 10.1109/MSP.2007.361604.
- [23] J. Nikonowicz, A. Mahmood, E. Sisinni y M. Gidlund, "Noise Power Estimators in ISM Radio Environments: Performance Comparison and Enhancement Using a Novel Samples Separation Technique," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, n.º 1, págs. 105-115, 2019. DOI: 10.1109/TIM.2018.2833998.
- [24] M. Matinmikko-Blue, S. Yrjölä y P. Ahokangas, "Spectrum management in the 6G era: The role of regulation and spectrum sharing," en *2020 2nd 6G Wireless Summit (6G SUMMIT)*, IEEE, 2020, págs. 1-5.
- [25] Nidhi, A. Mihovska y R. Prasad, "Spectrum Sharing and Dynamic Spectrum Management Techniques in 5G and Beyond Networks: A Survey," *Journal of Mobile Multimedia*, vol. 17, n.º 1-3, págs. 65-78, feb. de 2021. DOI: 10.13052/jmm1550-4646.17133. dirección: <https://journals.riverpublishers.com/index.php/JMM/article/view/5671>.
- [26] Y. Zhang y Z. Luo, "A Review of Research on Spectrum Sensing Based on Deep Learning," *Electronics*, vol. 12, n.º 21, 2023, ISSN: 2079-9292. DOI: 10.3390/electronics12214514. dirección: <https://www.mdpi.com/2079-9292/12/21/4514>.
- [27] L. P. Rachakonda, M. Siddula y V. Sathya, "A comprehensive study on IoT privacy and security challenges with focus on spectrum sharing in Next-Generation networks (5G/6G/beyond)," *High-Confidence Computing*, vol. 4, n.º 2, pág. 100 220, 2024, ISSN: 2667-2952. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.hcc.2024.100220>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667295224000230>.

- [28] S. de Radiocomunicaciones de la UIT, “Principios, retos y problemas de la gestión del espectro relacionados con el acceso dinámico a las bandas de frecuencias mediante sistemas de radiocomunicaciones con capacidades cognitivas,” Unión Internacional de Telecomunicaciones, inf. téc., 2020.
- [29] J. Kibilda, P. Di Francesco, F. Malandrino y L. A. DaSilva, “Infrastructure and spectrum sharing trade-offs in mobile networks,” en *2015 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, 2015, págs. 348-357. DOI: 10.1109/DySPAN.2015.7343930.
- [30] M. Parvini, A. H. Zarif, A. Nouruzi et al., *A Comprehensive Survey of Spectrum Sharing Schemes from a Standardization and Implementation Perspective*, 2022. arXiv: 2203.11125 [eess.SP]. dirección: <https://arxiv.org/abs/2203.11125>.
- [31] X. Hong, Z. Chen, C.-X. Wang, S. A. Vorobyov y J. S. Thompson, “Cognitive radio networks,” *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 4, n.º 4, págs. 76-84, 2009. DOI: 10.1109/MVT.2009.934672.
- [32] A. Shamsoshoara, F. Afghah, A. Razi, S. Mousavi, J. Ashdown y K. Turk, “An Autonomous Spectrum Management Scheme for Unmanned Aerial Vehicle Networks in Disaster Relief Operations,” *IEEE Access*, vol. 8, págs. 58 064-58 079, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2982932.
- [33] G. K. Shekhawat y R. Yadav, “Review on Classical to Deep Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks,” en *2021 Sixth International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2021, págs. 11-15. DOI: 10.1109/WiSPNET51692.2021.9419409.
- [34] Z. Song, Y. Gao y R. Tafazolli, “A survey on spectrum sensing and learning technologies for 6G,” *IEICE Transactions on Communications*, vol. 104, n.º 10, págs. 1207-1216, 2021.
- [35] V. M. Patil y S. R. Patil, “A survey on spectrum sensing algorithms for cognitive radio,” en *2016 International conference on advances in human machine interaction (HMI)*, IEEE, 2016, págs. 1-5.
- [36] S. Soofi, A. Potnis y P. Dwivedy, “Heterogeneous spectrum sensing in cognitive radio network using traditional energy detection and matched filter,” *Int J Eng Appl Comput Sci*, vol. 2, n.º 8, págs. 259-263, 2017.

-
- [37] D. Cohen e Y. C. Eldar, “Compressed cyclostationary detection for Cognitive Radio,” Cited by: 15; All Open Access, Green Open Access, 2017, págs. 3509-3513. DOI: 10.1109/ICASSP.2017.7952809. dirección: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85023750214&doi=10.1109%2fICASSP.2017.7952809&partnerID=40&md5=b4a0c060e0e056b5a8f5200bf9c184e5>.
- [38] K. S. Kumar, R. Saravanan y R. Muthaiah, “Cognitive radio spectrum sensing algorithms based on eigenvalue and covariance methods,” *Int. J. Eng. Technol*, vol. 5, n.º 2, págs. 385-395, 2013.
- [39] D. Ruiyan, G. Fan, W. Xianchao, Z. Dandan y L. Fulai, “Wavelet transform and artificial neural network based spectrum sensing in cognitive radio,” en *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, vol. 1169, 2019, pág. 012064.
- [40] M. Sarker, “Energy detector based spectrum sensing by adaptive threshold for low SNR in CR networks,” en *2015 24th Wireless and Optical Communication Conference (WOCC)*, 2015, págs. 118-122. DOI: 10.1109/WOCC.2015.7346189.
- [41] Q. Qi, X. Chen, A. Khalili, C. Zhong, Z. Zhang y D. W. K. Ng, “Integrating sensing, computing, and communication in 6G wireless networks: Design and optimization,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 70, n.º 9, págs. 6212-6227, 2022.
- [42] S. Rangachari y P. C. Loizou, “A noise-estimation algorithm for highly non-stationary environments,” *Speech Communication*, vol. 48, n.º 2, págs. 220-231, 2006, ISSN: 0167-6393. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.specom.2005.08.005>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167639305002001>.
- [43] R. C. Hendriks, R. Heusdens y J. Jensen, “MMSE based noise PSD tracking with low complexity,” en *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, 2010, págs. 4266-4269.
- [44] J. Mitola y G. Q. Maguire, “Cognitive radio: making software radios more personal,” *IEEE personal communications*, vol. 6, n.º 4, págs. 13-18, 2002.
- [45] Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT), *Informe estadístico 2023: Acceso y uso de internet en México*, [En línea; acceso: agosto de 2025], 2023. dirección: <https://www.ift.org.mx/estadisticas>.

- [46] Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT), *Resultados de la Encuesta Nacional de Consumo de Contenidos Audiovisuales (ENCCA) y de la ENDUTIH 2023*, [En línea; acceso: agosto de 2025], 2023. dirección: <https://www.ift.org.mx/sites/default/files/contenidogeneral/estadisticas/endutih2023-presentacion.pdf>.
- [47] C. E. para América Latina y el Caribe (CEPAL), *Tecnologías digitales para un nuevo futuro*, 2021.
- [48] C. E. de la Unión Europea, *La Comisión presenta nuevas iniciativas sobre las infraestructuras digitales del futuro*, 2024. dirección: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/es/IP_24_941.
- [49] J. R. J. Biden, *Memorandum on Modernizing United States Spectrum Policy and Establishing a National Spectrum Strategy*, 2023. dirección: <https://www.whitehouse.gov/briefing-room/presidential-actions/2023/11/13/memorandum-on-modernizing-united-states-spectrum-policy-and-establishing-a-national-spectrum-strategy/>.
- [50] Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT), *El IFT emite los elementos a incluirse en el Programa Nacional de Espectro Radioeléctrico 2019–2024*, [En línea; acceso: agosto de 2025], 2019. dirección: <https://www.ift.org.mx/comunicacion-y-medios/comunicados-ift/es/el-ift-emite-los-elementos-incluirse-en-el-programa-nacional-de-espectro-radioelectrico-2019-2024>.
- [51] C. I. de Telecomunicaciones, *El espectro radioeléctrico*, 2008. dirección: https://www.oas.org/en/citel/infocitel/2008/octubre/espectro_e.asp.
- [52] C. Á. Parra, O. J. S. Parra y J. M. S. Céspedes, “Análisis de la Subasta del Dividendo Digital (700 MHz) para la Implementación de IMT en Colombia,” *Espacios*, vol. 39, n.º 34, págs. 22-30, 2018, ISSN: 0798-1015. dirección: <https://www.revistaespacios.com/a18v39n34/18393422.html>.
- [53] I. C. Union. “ITU Radiocommunication Sector.” Last accedes: 03/03/2025. (2025), dirección: <https://www.itu.int/en/ITU-R/Pages/default.aspx>.
- [54] I. T. Union, *Spectrum management: Key applications and regulatory considerations driving the future use of spectrum*, 2020. dirección: <https://digitalregulation.org/spectrum-management-key-applications-and-regulatory-considerations-driving-the-future-use-of-spectrum/>.

-
- [55] Federal Communications Commission (FCC), “Spectrum Policy Task Force Report,” Federal Communications Commission, Office of Engineering y Technology, inf. téc. ET Docket No. 02-135, 2002, [Online; accessed August 2025]. dirección: https://transition.fcc.gov/sptf/files/Spectrum_Policy_Task_Force_Report.pdf.
- [56] Institute of Electrical and Electronics Engineers. “IEEE 802.22 Working Group on Wireless Regional Area Networks. Enabling Broadband Wireless Access Using Cognitive Radio Technology and Spectrum Sharing in White Spaces.” Accedido por última vez en 26 de febrero de 2025. (2019), dirección: <https://www.ieee802.org/22/>.
- [57] A. M. Voicu, L. Simić y M. Petrova, “Survey of spectrum sharing for inter-technology coexistence,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, n.º 2, págs. 1112-1144, 2018.
- [58] S. Bhattarai, J.-M. J. Park, B. Gao, K. Bian y W. Lehr, “An overview of dynamic spectrum sharing: Ongoing initiatives, challenges, and a roadmap for future research,” *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 2, n.º 2, págs. 110-128, 2016.
- [59] C. Brown y A. Ghasemi, “Evolution Towards Data-Driven Spectrum Sharing: Opportunities and Challenges,” *IEEE Access*, 2023.
- [60] C. Clancy, V. Ramaswamy, D. Scher, B. J. Smith, S. Vishwanath y S. Wijesinghe, “Distributed Spectrum Sharing Systems: Promises and Challenges,” en *2024 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, IEEE, 2024, págs. 97-101.
- [61] J. Zang, Q. Liu, J. He y G. Wang, “On Spectrum Sensing for mmWave and THz Beam-based Communications,” en *2023 IEEE 97th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Spring)*, IEEE, 2023, págs. 1-6.
- [62] K. Arun y G. Nishant, “Analysis of spectrum sensing using deep learning algorithms: CNNs and RNNs [J],” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 1, págs. 1-11, 2024.
- [63] Y. Zhang y Z. Luo, “A Review of Research on Spectrum Sensing Based on Deep Learning,” *Electronics*, vol. 12, n.º 21, pág. 4514, 2023.
- [64] Z. Wei, H. Qu, Y. Wang et al., “Integrated sensing and communication signals toward 5G-A and 6G: A survey,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, n.º 13, págs. 11 068-11 092, 2023.

-
- [65] A. A. Kabeel, A. H. Hussein, A. A. Khalaf y H. F. Hamed, "A utilization of multiple antenna elements for matched filter based spectrum sensing performance enhancement in cognitive radio system," *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, vol. 107, págs. 98-109, 2019.
- [66] W. Gardner y C. Spooner, "Signal interception: performance advantages of cyclic-feature detectors," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 40, n.º 1, págs. 149-159, 1992. DOI: 10.1109/26.126716.
- [67] T. Yucek y H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 11, n.º 1, págs. 116-130, 2009. DOI: 10.1109/SURV.2009.090109.
- [68] M. H. Al-Badrawi, N. J. Kirsch y B. Z. Al-Jewad, "Noise Estimation for Spectrum Sensing Schemes," en *IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, IEEE, 2016, págs. 1-2.
- [69] D. Cabric, A. Tkachenko y R. W. Brodersen, "Experimental Study of Spectrum Sensing Based on Energy Detection and Network Cooperation," en *2nd Annual IEEE Wireless Internet Conference (WICON)*, 2006, págs. 1-8.
- [70] W. Wu, Z. Wang, L. Yuan et al., "IRS-Enhanced Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 10, n.º 10, págs. 2254-2258, 2021. DOI: 10.1109/LWC.2021.3099121.
- [71] D. M. Martínez y Á. G. Andrade, "Reducing the effects of the noise uncertainty in energy detectors for cognitive radio networks," *International Journal of Communication Systems*, vol. 30, n.º 1, e2907, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1002/dac.2907>. dirección: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/dac.2907>.
- [72] D. Tarek, A. Benslimane, M. Darwish y A. M. Kotb, "Survey on spectrum sharing/allocation for cognitive radio networks Internet of Things," *Egyptian Informatics Journal*, vol. 21, n.º 4, págs. 231-239, 2020, ISSN: 1110-8665. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eij.2020.02.003>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110866519302622>.
- [73] Y. Chen, "Improved energy detector for random signals in Gaussian noise," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, n.º 2, págs. 558-563, 2010.

-
- [74] J. Talukdar, B. Mehta, K. Aggrawal y M. Kamani, "Implementation of SNR estimation based energy detection on USRP and GNU radio for cognitive radio networks," en *2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2017, págs. 304-308. DOI: 10.1109/WiSPNET.2017.8299767.
- [75] D. Teo, K. Zhong y B. C. Ng, "An iterative threshold selection algorithm for cooperative sensing in a cognitive radio network," en *2010 IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum (DySPAN)*, IEEE, 2010, págs. 1-8.
- [76] X. Ling, B. Wu, H. Wen, P.-H. Ho, Z. Bao y L. Pan, "Adaptive threshold control for energy detection based spectrum sensing in cognitive radios," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 1, n.º 5, págs. 448-451, 2012.
- [77] M. S. O. Alink, A. B. Kokkeler, E. A. Klumperink, G. J. Smit y B. Nauta, "Lowering the SNR wall for energy detection using cross-correlation," *IEEE transactions on vehicular technology*, vol. 60, n.º 8, págs. 3748-3757, 2011.
- [78] S. Zhang y Z. Bao, "An adaptive spectrum sensing algorithm under noise uncertainty," en *2011 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, IEEE, 2011, págs. 1-5.
- [79] M. Kay, "Fundamentals of Statistical signal processing detection theory, by Steven," *M. Kay, University of Rhode Island: Prentice Hall PTR*, 1998.
- [80] H. Urkowitz, "Energy detection of unknown deterministic signals," *Proceedings of the IEEE*, vol. 55, n.º 4, págs. 523-531, 1967. DOI: 10.1109/PROC.1967.5573.
- [81] D. M. Martínez y Á. G. Andrade, "Performance evaluation of Welch's periodogram-based energy detection for spectrum sensing," *IET Communications*, vol. 7, n.º 11, págs. 1117-1125, 2013.
- [82] T. Yucek y H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 11, n.º 1, págs. 116-130, 2009.
- [83] B. Wang y K. R. Liu, "Advances in cognitive radio networks: A survey," *IEEE Journal of selected topics in signal processing*, vol. 5, n.º 1, págs. 5-23, 2010.
- [84] Y.-C. Liang, K.-C. Chen, G. Y. Li y P. Mahonen, "Cognitive radio networking and communications: An overview," *IEEE transactions on vehicular technology*, vol. 60, n.º 7, págs. 3386-3407, 2011.

- [85] K. Chhabra, G. Mahendru y P. Banerjee, "Effect of dynamic threshold noise uncertainty in energy detection spectrum sensing technique for cognitive radio systems," en *2014 International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2014, págs. 377-361. DOI: 10.1109/SPIN.2014.6776982.
- [86] A. Kumar, P. Thakur, S. Pandit y G. Singh, "Performance analysis of different threshold selection schemes in energy detection for cognitive radio communication systems," en *2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, 2017, págs. 1-6. DOI: 10.1109/ICIIP.2017.8313702.
- [87] L. D. S. Costa, D. A. GUIMARÃES y B. F. Uchôa-Filho, "On the Signal-to-Noise Ratio Wall of Energy Detection in Spectrum Sensing," *IEEE Access*, vol. 10, págs. 16 499-16 511, 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3149476.
- [88] A. Sharma, S. Pandit y R. Kumar, "Cooperative Spectrum Sensing Using Energy-Based Detection for Low SNR Regime over Rayleigh Fading Channel," en *2024 International Conference on Integrated Circuits, Communication, and Computing Systems (ICIC3S)*, vol. 1, 2024, págs. 1-6. DOI: 10.1109/ICIC3S61846.2024.10602980.
- [89] C. Song, M.-t. Zhou, P.-H. Lin, H. Harada y C. H. Dinh, "A cooperative spectrum sensing method for sensing under noise uncertainty and interference," en *2014 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC 2014)*, 2014, págs. 204-207. DOI: 10.1109/ATC.2014.7043384.
- [90] A. Gharib, W. Ejaz y M. Ibnkahla, "Distributed Spectrum Sensing for IoT Networks: Architecture, Challenges, and Learning," *IEEE Internet of Things Magazine*, vol. 4, n.º 2, págs. 66-73, 2021. DOI: 10.1109/IOTM.0011.2000049.
- [91] J. Noh, Y. Kwon, J. Lee, H. Baek y J. Lim, "Adaptive-Sliding-Window-Based Detection for Noncooperative Spectrum Sensing in Radar Band," *IEEE Systems Journal*, vol. 16, n.º 3, págs. 3878-3881, 2022. DOI: 10.1109/JSYST.2021.3099349.
- [92] B. C. Song y K. W. Chun, "Noise power estimation for effective de-noising in a video encoder," en *Proceedings.(ICASSP'05). IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005.*, IEEE, vol. 2, 2005, págs. ii-357.
- [93] L. Lin, W. Holmes y E. Ambikairajah, "Adaptive noise estimation algorithm for speech enhancement," *ELECTRONICS LETTERS-IEE*, vol. 39, n.º 9, págs. 754-754, 2003.

-
- [94] D. Makovoz, "Noise variance estimation in signal processing," en *2006 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, IEEE, 2006, págs. 364-369.
- [95] J. Sijbers, D. Poot, A. J. den Dekker y W. Pintjens, "Automatic estimation of the noise variance from the histogram of a magnetic resonance image," *Physics in Medicine & Biology*, vol. 52, n.º 5, pág. 1335, 2007.
- [96] J. Nikonowicz, A. Mahmood, E. Sisinni y M. Gidlund, "Noise power estimators in ISM radio environments: Performance comparison and enhancement using a novel samples separation technique," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, n.º 1, págs. 105-115, 2018.
- [97] T. Erpek, M. A. Mchenry y A. Stirling, "Dynamic spectrum access operational parameters with wireless microphones," *IEEE Communications Magazine*, vol. 49, n.º 3, págs. 38-45, 2011.
- [98] R. Durrett, *Probability: theory and examples*. Cambridge university press, 2019, vol. 49.
- [99] B. Shent, L. Huang, C. Zhao, Z. Zhou y K. Kwak, "Energy detection based spectrum sensing for cognitive radios in noise of uncertain power," en *2008 International Symposium on Communications and Information Technologies*, IEEE, 2008, págs. 628-633.
- [100] R. Tandra y A. Sahai, "SNR walls for signal detection," *IEEE Journal of selected topics in Signal Processing*, vol. 2, n.º 1, págs. 4-17, 2008.
- [101] T. J. Sobering. "Noise in Electronic Systems." (1999), dirección: <https://www.k-state.edu/edl/docs/pubs/technical-resources/Technote4.pdf> (visitado 26-06-2024).
- [102] M. Badii y A. Guillen, "Estimaciones Estadísticas: Un Acercamiento Analítico.," *Revista Daena: International Journal of Good Conscience*, vol. 5, n.º 1, 2010.
- [103] P. Meyer y S. Elshamy, "Good Noise Power Estimators Are Not Always Good," en *Speech Communication; 13th ITG-Symposium*, VDE, 2018, págs. 1-5.
- [104] T. Gerkmann y R. C. Hendriks, "Unbiased MMSE-based noise power estimation with low complexity and low tracking delay," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 20, n.º 4, págs. 1383-1393, 2011.
- [105] P. C. Tejero y J. G. Roca, "Medida y análisis del espectro de potencias del ruido en imágenes de tomografía computarizada," *Revista de Física Médica*, vol. 15, n.º 1, 2014.

-
- [106] M. G. F. Vargas y S. L. A. M. Rojas, “NUEVO MÉTODO PARA LA ESTIMACIÓN DE RUIDO GAUSSIANO EN IMÁGENES BIOMÉDICAS,” *Encuentro Internacional de Educación en Ingeniería*, 2020.
- [107] D. M. Martínez y Á. G. Andrade, “Reducing the effects of the noise uncertainty in energy detectors for cognitive radio networks,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 30, n.º 1, e2907, 2017.
- [108] S. Rangachari, P. C. Loizou e Y. Hu, “A noise estimation algorithm with rapid adaptation for highly nonstationary environments,” en *2004 IEEE International conference on acoustics, speech, and signal processing*, IEEE, vol. 1, 2004, págs. I-305.
- [109] W. Van Moer, K. Barbé y N. Björnsell, “A novel spectral subtraction technique for cognitive radios,” en *2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, IEEE, 2013, págs. 118-121.
- [110] Z. Liu, Y. Zhao y X. Xu, “Robust noise-power estimation via primal–dual algorithms with measurements from a subset of network nodes,” *Signal Processing*, vol. 216, pág. 109 293, 2024.
- [111] L. Cohen, “The history of noise [on the 100th anniversary of its birth],” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, n.º 6, págs. 20-45, 2005. DOI: 10.1109/MSP.2005.1550188.
- [112] S.-W. Kim, M.-J. Kim y J.-S. Kim, “High-performance DSP platform for digital hearing aid SoC with flexible noise estimation,” *IET Circuits, Devices & Systems*, vol. 13, n.º 5, págs. 717-722, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-cds.2018.5374>. dirección: <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/iet-cds.2018.5374>.
- [113] Q. Zhang, A. Nicolson, M. Wang, K. K. Paliwal y C. Wang, “DeepMMSE: A Deep Learning Approach to MMSE-Based Noise Power Spectral Density Estimation,” *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 28, págs. 1404-1415, 2020. DOI: 10.1109/TASLP.2020.2987441.
- [114] L. R. Mathew y K. Gopakumar, “Evaluation of speech enhancement algorithms applied to electrolaryngeal speech degraded by noise,” *Applied Acoustics*, vol. 174, pág. 107 771, 2021, ISSN: 0003-682X. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107771>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003682X20308768>.

-
- [115] N. Dang y P. De Causmaecker, “Analysis of Algorithm Components and Parameters: Some Case Studies,” en *Learning and Intelligent Optimization*, R. Battiti, M. Brunato, I. Kotsireas y P. M. Pardalos, eds., Cham: Springer International Publishing, 2019, págs. 288-303, ISBN: 978-3-030-05348-2.
- [116] J. Bergstra e Y. Bengio, “Random search for hyper-parameter optimization,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 13, n.º null, págs. 281-305, feb. de 2012, ISSN: 1532-4435.
- [117] O. Leyva Cordero y M. d. l. Á. Flores Hernández, “Análisis de correlaciones bivariadas y parciales con spss,” en *Métodos y técnicas cualitativas y cuantitativas aplicables a la investigación en ciencias sociales*. Tirant humanidades, 2014, págs. 421-436, ISBN: 9788416062324.
- [118] J. Benesty, J. Chen, Y. Huang e I. Cohen, “Pearson Correlation Coefficient,” en *Noise Reduction in Speech Processing*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, págs. 1-4, ISBN: 978-3-642-00296-0. DOI: 10.1007/978-3-642-00296-0_5. dirección: https://doi.org/10.1007/978-3-642-00296-0_5.
- [119] B. Iooss y P. Lemaitre, “A review on global sensitivity analysis methods,” *Uncertainty management in simulation-optimization of complex systems: algorithms and applications*, págs. 101-122, 2015.
- [120] H. Christopher Frey y S. R. Patil, “Identification and Review of Sensitivity Analysis Methods,” *Risk Analysis*, vol. 22, n.º 3, págs. 553-578, 2002. DOI: <https://doi.org/10.1111/0272-4332.00039>. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/0272-4332.00039>. dirección: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/0272-4332.00039>.
- [121] P. Doubilet, C. B. Begg, M. C. Weinstein, P. Braun y B. J. McNeil, “Probabilistic Sensitivity Analysis Using Monte Carlo Simulation: A Practical Approach,” *Medical Decision Making*, vol. 5, n.º 2, págs. 157-177, 1985. DOI: 10.1177/0272989X8500500205. dirección: <https://doi.org/10.1177/0272989X8500500205>.
- [122] A. D. Romero-Ocaño, M. Cosío-León, V. M. Valenzuela-Alcaraz, G. J. Avilés-Rodríguez y A. Martínez-Vargas, “Efecto de la calibración de parámetros mediante un diseño Taguchi L934 en el algoritmo GRASP resolviendo el problema de rutas de vehículos con restricciones de tiempo,” *Computación y Sistemas*, vol. 22, n.º 2, págs. 657-673, 2018.
- [123] R. Fontana, A. Molena, L. Pegoraro y L. Salmaso, “Design of experiments and machine learning with application to industrial experiments,” *Statistical Papers*, vol. 64, n.º 4, págs. 1251-1274, 2023.

-
- [124] D. C. Montgomery, *Design and Analysis of Experiments*. Wiley, 1997.
- [125] A. Gunawan, H. C. Lau y Lindawati, “Fine-tuning algorithm parameters using the design of experiments approach,” en *Learning and Intelligent Optimization: 5th International Conference, LION 5, Rome, Italy, January 17-21, 2011. Selected Papers 5*, Springer, 2011, págs. 278-292.
- [126] D. M. Martínez y Á. G. Andrade, “Adaptive energy detector for spectrum sensing in cognitive radio networks,” *Computers Electrical Engineering*, vol. 52, págs. 226-239, 2016, ISSN: 0045-7906. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2015.08.013>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790615002992>.
- [127] R. Martin, “An efficient algorithm to estimate the instantaneous SNR of speech signals,” en *Third European Conference on Speech Communication and Technology, EUROSPEECH 1993, Berlin, Germany, September 22-25, 1993*, ISCA, 1993, págs. 1093-1096. DOI: 10.21437/EUROSPEECH.1993-270. dirección: <https://doi.org/10.21437/Eurospeech.1993-270>.
- [128] H. Hirsch y C. Ehrlicher, “Noise estimation techniques for robust speech recognition,” en *1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 1, 1995, 153-156 vol.1. DOI: 10.1109/ICASSP.1995.479387.
- [129] X. Zhang e Y. Li, “Adaptive energy detection for bird sound detection in complex environments,” *Neurocomputing*, vol. 155, págs. 108-116, 2015, ISSN: 0925-2312. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.12.042>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231214017068>.
- [130] R. Martin, “Spectral subtraction based on minimum statistics,” *power*, vol. 6, n.º 8, págs. 1182-1185, 1994.
- [131] I. Cohen y B. Berdugo, “Noise estimation by minima controlled recursive averaging for robust speech enhancement,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, n.º 1, págs. 12-15, 2002. DOI: 10.1109/97.988717.
- [132] W. Yuan y B. Xia, “A speech enhancement approach based on noise classification,” *Applied Acoustics*, vol. 96, págs. 11-19, 2015.
- [133] I. Cohen y B. Berdugo, “Noise estimation by minima controlled recursive averaging for robust speech enhancement,” *IEEE signal processing letters*, vol. 9, n.º 1, págs. 12-15, 2002.
- [134] I. Cohen y B. Berdugo, “Speech enhancement for non-stationary noise environments,” *Signal processing*, vol. 81, n.º 11, págs. 2403-2418, 2001.

-
- [135] S. Rangachari, P. Loizou e Y. Hu, “A noise estimation algorithm with rapid adaptation for highly nonstationary environments,” en *2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 1, 2004, págs. I-305. DOI: 10.1109/ICASSP.2004.1325983.
- [136] I. Cohen, “Noise spectrum estimation in adverse environments: Improved minima controlled recursive averaging,” *IEEE Transactions on speech and audio processing*, vol. 11, n.º 5, págs. 466-475, 2003.
- [137] B. ARENAS RAMIREZ, J. Ruiz Porro, J. M. Mira McWilliams, J. M. López Martínez y F. Aparicio Izquierdo, “Análisis de sensibilidad en el cálculo de emisiones contaminantes del tráfico de mercancías en ejes de transporte,” en *XII Congreso de ingeniería del transporte. 7, 8 y 9 de Junio, Valencia (España)*, Editorial Universitat Politècnica de València, 2016, págs. 659-667.
- [138] M. Mosayebi y M. Sodhi, “Tuning genetic algorithm parameters using design of experiments,” en *Proceedings of the 2020 Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, 2020, págs. 1937-1944.
- [139] A. Martínez-Vargas, J. A. Gómez-Avilés, M. Cosío-Leon y Á. G. Andrade, “Explaining the walking through of a team of algorithms,” *Computer*, vol. 56, n.º 2, págs. 67-81, 2023.
- [140] M. A. Astorga-Vargas, B. L. Flores-Rios, M. G. Samaniego et al., “Design of experiments applied to a software engineering project based on knowledge processes,” en *2018 6th International Conference in Software Engineering Research and Innovation (CONISOFT)*, IEEE, 2018, págs. 59-65.
- [141] Minitab, *Soporte de Minitab 21*, <https://support.minitab.com/>, [Accessed: 14 Junio 2023], 2023.
- [142] M.-J. Rosel-Solís, J. Molina-Salazar, J.-O. Dávalos-Ramírez, A.-B. Pimentel-Mendoza e Y. Vega, “Análisis de características de materiales compuestos contruidos sobre núcleos de ABS preparados por fabricación aditiva.,” *DYNA-Ingeniería e Industria*, vol. 94, n.º 3, 2019.
- [143] S. M. Kay, *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*. Prentice-Hall, Inc., 1993.
- [144] J. G. Proakis, *Digital signal processing: principles, algorithms, and applications, 4/E*. Pearson Education India, 2007.
- [145] M. Barberis y G. Freeland, “Understanding and Demodulating LTE Signals,” MathWorks, inf. téc., 2015.

-
- [146] H. Chen, J. Gong, L. Yuan e Y. Huang, “Various Channel Models in Wireless Communication,” en *2017 International Conference on Computer Systems, Electronics and Control (ICCSEC)*, 2017, págs. 493-496. DOI: 10.1109/ICCSEC.2017.8446976.
- [147] J. Lorincz, I. Ramljak y D. Begušić, “A review of the noise uncertainty impact on energy detection with different OFDM system designs,” *Computer Communications*, vol. 148, págs. 185-207, 2019, ISSN: 0140-3664. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.09.013>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140366419308849>.
- [148] S. S. Kalamkar y A. Banerjee, “On the performance of generalized energy detector under noise uncertainty in cognitive radio,” en *2013 National Conference on Communications (NCC)*, 2013, págs. 1-5. DOI: 10.1109/NCC.2013.6487927.
- [149] J. Lorincz, I. Ramljak y D. Begušić, “Analysis of the Impact of Detection Threshold Adjustments and Noise Uncertainty on Energy Detection Performance in MIMO-OFDM Cognitive Radio Systems,” *Sensors*, vol. 22, n.º 2, 2022. DOI: 10.3390/s22020631. dirección: <https://doi.org/10.3390/s22020631>.
- [150] X. Cao, B. Yang, K. Wang et al., “AI-Empowered Multiple Access for 6G: A Survey of Spectrum Sensing, Protocol Designs, and Optimizations,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 112, n.º 9, págs. 1264-1302, 2024. DOI: 10.1109/JPROC.2024.3417332.
- [151] A. Upadhye, P. Saravanan, S. S. Chandra y S. Gurugopinath, *A Survey on Machine Learning Algorithms for Applications in Cognitive Radio Networks*, 2021. arXiv: 2106.10413 [eess.SP]. dirección: <https://arxiv.org/abs/2106.10413>.